

## Design of neural network modeler in reduced beam section based on optimized GA data

Seyed Eshagh Mousavi

PhD student in civil engineering, Maybod Branch, Islamic Azad University, Maybod, Iran

Hasan Ali Mosalman Yazdi\*

Associate Professor, Department of Civil Engineering, Maybod Branch, Islamic Azad University, Maybod, Iran

Mohammadreza Mosalman Yazdi

Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Maybod Branch, Islamic Azad University, Maybod, Iran

hmosalman@gmail.com

### Keywords:

Reduced Beam Section,  
Modelling,  
ABAQUS,  
Genetic Algorithm,  
Neural Network

### Abstract

Nowadays, engineering solutions, that guarantee the safety of residents and at the same time pay attention to economic concerns, are proposed in structural engineering. structural Researchers have investigated connections with smaller cross-section in metal structures, demonstrating satisfactory performance in steel bending frames under various cyclic loads. A significant shortcoming of previous research has been the insufficient focus on cost-effectiveness. In addition, many studies have predominantly concentrated on specific types of connections or relied heavily on trial-and-error methods instead of optimizing the dimensions of these connections. This study presents the analysis and optimization of various joint types. Specifically, Reduced Beam Section (RBS) joints were modeled using ABAQUS software through dynamic analysis and numerical methods. The outputs from these analyses were then processed using a genetic algorithm (GA) in MATLAB. The optimal data generated by the GA served as suitable input for neural network modeling, facilitating design refinements. Utilizing two neural networks, the optimal length and cross-section of RBS connections were determined, resulting in more accurate design outcomes, enhanced design efficiency, reduced project execution time, and ultimately, cost savings.

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

(این نشریه تحت قانون بین المللی کپی رایت Creative Commons: BY-NC می باشد).



# طراحی مدل ساز شبکه عصبی در مقطع تیر کاهش یافته بر اساس داده‌های GA بهینه سازی شده

سید اسحاق موسوی

دانشجوی دکتری مهندسی عمران، واحد میبد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

حسنعلی مسلمان یزدی\*

دانشیار، گروه مهندسی عمران، واحد میبد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

محمدرضا مسلمان یزدی

استادیار، گروه مهندسی عمران، واحد میبد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

hmosalman@gmail.com

تاریخ پذیرش: 21 مرداد 1403

تاریخ دریافت: 04 اردیبهشت 1403

## چکیده

امروزه راه‌حل‌های مهندسی که ایمنی ساکنین را تضمین می‌کند و در عین حال به نگرانی‌های اقتصادی توجه می‌کند، در مهندسی سازه مطرح می‌شوند. محققین سازه در ساخت سازه‌های فلزی با آزمایش‌های دقیق، اتصالات با سطح مقطع کوچکتر را مورد مطالعه قرار دادند که عملکرد رضایت‌بخشی را در قاب‌های خمشی فولادی تحت بارهای چرخه‌ای مختلف نشان داده است. یک نقص قابل توجه در تحقیقات قبلی عدم تمرکز بر مقرون‌به‌صرفه بوده است. علاوه بر این، مطالعات موجود به جای تلاش برای ابعاد بهینه در این روابط، عمدتاً بر انواع منحصربفرد اتصالات متمرکز شده‌اند یا به شدت بر روش‌های آزمون و خطا تکیه کرده‌اند. این مطالعه تجزیه و تحلیل و بهینه‌سازی انواع مختلف اتصالات را ارائه می‌دهد. به طور خاص، اتصالات بخش مقطع کاهش یافته (RBS) با استفاده از نرم‌افزار ABAQUS از طریق تحلیل دینامیکی و روش‌های عددی مدل‌سازی شدند. در ادامه، خروجی این تحلیل‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک (GA) در متلب پردازش شد. داده‌های بهینه تولید شده توسط GA به عنوان ورودی مناسب برای مدل‌سازی شبکه‌های عصبی عمل می‌کند و اصلاح طرح‌ها را تسهیل می‌کند. با استفاده از دو شبکه عصبی، طول و مقطع بهینه اتصالات RBS تعیین می‌شود که منجر به نتایج طراحی دقیق‌تر، افزایش کارایی طراحی، کاهش زمان اجرای پروژه و در نهایت صرفه‌جویی در هزینه می‌شود.

**کلید واژگان:** تیر کاهش یافته، مقطع، مدل ساز، ABAQUS، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی

## 1- مقدمه

اتصالات گیردار قالب‌های خمشی فولادی در ناحیه جوش و اتصال تیر به ستون در زلزله های 1994 نورتریج و 1995 کوپه شکست ترد را تجربه کرده و موجب عملکرد ضعیف اتصال و قاب گردند که علت این پدیده، ایجاد مفصل پلاستیک در آن ناحیه بحرانی بوده است. در این راستا، راه‌حلی‌هایی توسط محققین جهت دور نمودن مکان مفصل پلاستیک از برستون پیشنهاد گردید که از آن جمله می‌توان به اتصالات کاهش یافته در مقطع تیر که تحت عنوان RBS<sup>1</sup> شناخته می‌شوند، اشاره نمود [1]. در این اتصالات، سطح مقطع تیر در فاصله مشخصی از ناحیه بحرانی اتصال کاهش داده می‌شود تا مفصل پلاستیک مورد انتظار در محلی دور از بر ستون ایجاد گردد و با عملکردی مشابه فیوز، از شکست ترد اتصال جلوگیری به عمل آورد. روش‌هایی برای تضعیف تیر در نزدیک اتصال پیشنهاد شده است. یکی از این روش‌ها کاهش مقاطع بال تیر در نزدیک بر ستون است. به این صورت که بال‌های تیر در قسمتی که نزدیک بر ستون است، بریده می‌شود تا اینکه مفصل پلاستیک دور از ناحیه انصالی تیر به ستون شکل گیرد و درخواست شکل‌پذیری از اتصال تیر ستون به ناحیه‌ی کاهش یافته مقطع منتقل شود. آزمایش‌های انجام شده برای این گونه برش RBS، بهبود کلی و افزایش ظرفیت شکل‌پذیری در اتصال را نشان داده است. بدیهی است که کارایی RBS در دست طرح کردن آن است که خود تابعی از محل و مقدار کاهش سطح مقطع است [2].

بهینه‌سازی می‌تواند به عنوان یافتن راه حل مشکلات تعریف شود، که در آن لازم است تابع واقعی یک دامنه را که حاوی مقادیر قابل قبول متغیرها است را به حداکثر یا حداقل رساند، درحالی که برخی محدودیت‌ها برآورده شوند. مشابه تعریفی که در بالا ارائه شد، هدف از بهینه‌سازی طراحی سازه‌ای است با به حداقل رساندن اندازه عناصر و با توجه به ظرفیت بار به منظور کاهش کل هزینه‌ها به وسیله‌ی کاهش مواد لازم برای ساخت و ساز مناسب باشد [3].

<sup>1</sup> مقطع تیر کاهش یافته

به طور کلی روش‌های بهینه‌سازی را می‌توان به دو دسته روش‌های سنتی یا قطعی<sup>2</sup> و روش‌های نوین یا تصادفی<sup>3</sup> تقسیم‌بندی کرد. از مهم‌ترین روش‌های دسته اول می‌توان به روش تندترین کاهش<sup>4</sup>، روش گرادیان مزدوج<sup>5</sup>، روش برنامه‌ریزی خطی یا سیمپلکس<sup>6</sup>، روش برنامه‌ریزی خطی متوالی<sup>7</sup>، روش برنامه‌ریزی مرتبه دوم متوالی<sup>8</sup>، روش امتداد مفید و قابل قبول<sup>9</sup> را اشاره کرد [4]. به طور کلی این روش‌ها دارای مشکلاتی از قبیل زمان محاسبات بالا و یا عدم توانایی یافتن جواب بهینه می‌باشند. البته در حالت کلی، استثنائاتی وجود دارد که این روش‌ها برای حل آن‌ها کارا و مناسب هستند. این دسته از روش‌ها علاوه بر مشکلات بیان شده دارای دو ضعف اساسی می‌باشند که عبارت‌اند از: موضعی بودن و عدم قابلیت اعمال روی مسائل گسسته. برای رفع ضعف‌های مذکور روش‌های متفاوتی ارائه گردیده است، که آن‌ها را تحت نام روش‌های نوین نام‌گذاری می‌کنند. این روش‌ها در قرن اخیر، با بالا رفتن قدرت و سرعت رایانه‌ها، بیشتر مورد استفاده قرار گرفته‌اند. روش‌های نوین، دسته‌ای از الگوریتم‌ها می‌باشند که از طبیعت و یا نحوه تکامل موجودات زنده و یا سازه‌های موسیقی الهام گرفته‌اند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم ژنتیک اشاره کرد. از جمله روش‌های مقابله با خرابی ترد اتصالات قالب‌های خمشی به علت انرژی زلزله می‌توان به تقویت اتصالات و استفاده از مهار بندهای ویژه مانند زانویی یا میراگرها از جمله میراگر اصطکاکی اشاره کرد که در اینجا، تمرکز بر روی اتصالات کاهش یافته در مقطع تیر و طراحی مدل ساز شبکه عصبی با استفاده از داده‌های بهینه الگوریتم ژنتیک بر روی اتصالات RBS می‌باشد [1].

روش‌های جستجوی کامل و یا تصادفی، از آسان‌ترین و قوی‌ترین روش‌ها برای مسائل طراحی بهینه هستند. آن‌ها کل فضای طراحی را به صورت نقطه به نقطه بررسی می‌نمایند. این روش‌ها می‌توانند بدون هیچ

<sup>2</sup>Deterministic<sup>3</sup>Stochastic<sup>4</sup>Steepest descent<sup>5</sup>Conjugate gradient<sup>6</sup>Simplex<sup>7</sup>Sequential Linear Programming<sup>8</sup>Sequential Quadratic Programming<sup>9</sup>Usable Feasible

برنامه‌نویسی متداول امروزی به گونه‌ای است که در صورت وجود یک اشتباه در اطلاعات ورودی، تمامی محاسبات ممکن است دچار اشکال شوند، اما در شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل اینکه بر اساس تجربه آموزش می‌بینند، حتی در صورت وجود اشتباه در اطلاعات ورودی، شبکه به طور فراوان تری قابلیت تحمل خطا را خواهد داشت.

از موارد استفاده شبکه‌های عصبی در مهندسی عمران می‌توان به بهینه‌سازی، تحلیل، طراحی، پیش‌بینی خیز و وزن سازه‌ها، تحلیل و طراحی اتصالات، پیش‌بینی نتایج آزمایش‌های بتنی و خاکی و بسیاری از موارد دیگر اشاره نمود. سازه‌های فضا کار، به دلیل پر عضو بودنشان نسبت به سازه‌های دیگر، زمان طولانی‌تری برای تحلیل، طراحی و یا تعیین خیز و وزن آن‌ها مورد نیاز است. به همین دلیل، کاربرد شبکه‌های عصبی برای حل تقریبی آن‌ها می‌تواند بسیار کارساز باشد [4].

## 2- پیشینه تحقیق

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در سال 1943 میلادی توسط پیتس و مک کلوج (Pitts و McCluch) [5] آغاز شد و اولین شبکه عصبی با به‌کارگیری چند نرون ساده تهیه گردید که قدرت محاسباتی قابل‌قبولی داشت. در سال 1949 میلادی هب (Heb) اولین قانون آموزش برای شبکه‌های عصبی را مطرح کرد [6]. وی پیشنهاد نمود که اگر دو نرون همزمان فعال باشند، در آن صورت باید مقدار اثر ارتباط بین آن‌ها افزایش یابد. دهه‌های 50 و 60 میلادی سال‌های طلایی شبکه‌های عصبی است. در محدوده سال‌های 1958 تا 1962 روزن بلوت (Rosenblot) گروه بزرگی از شبکه‌های عصبی به نام پرسپترون را معرفی نمود. قانون آموزش این شبکه‌ها یک روش تکراری اصلاح وزن است که بسیار قوی‌تر از قانون هب عمل می‌کند. در سال 1960 میلادی، شبکه آدالین توسط ویدرو (Widrow) ارائه گردید. کاربردهای متعدد این شبکه در تشخیص متن، آن را به ابزاری مورد علاقه در کنترل تبدیل کرده است [6].

پیشرفت ANNs تا دهه 70 قرن بیستم ادامه یافت. در سال 1972 تتو کوهونن (Teo Kohonen) و جمیز آندرسون (James Anderson) به طور مستقل و بدون اطلاع از هم، شبکه‌های عصبی جدیدی را معرفی نمودند که قادر بودند به عنوان عناصر ذخیره ساز عمل نمایند. استفان

محدودیتی از نظر نوع متغیرهای طراحی، به طور تقریب بر روی همه فضای طراحی کار کنند. این فن‌ها تنها به اطلاعات تابعی نیاز داشته و هیچ‌گونه نیازی به اطلاعات مشتق تابع و محدودیت‌ها نخواهد داشت و به راحتی نیز با متغیرهای گسسته قابل نتیجه‌گیری هستند. روش‌هایی مانند گام تصادفی را می‌توان از این مجموعه برشمرد. تنها مشکل آن‌ها، حتی برای ساده‌ترین مسئله‌ها، احتیاج به هزاران ارزیابی تابع هدف و محدودیت‌ها برای رسیدن به پاسخ بهینه است. بنابراین پیدا نمودن روش‌هایی برای مسائل طراحی سازه‌ای که به محاسبات کمتری نیاز داشته باشند و در بهینه محلی همانند روش‌های گرادیان محدود نشوند، قطعی است. روش‌های ژنتیکی که جزء روش‌های توسعه‌یافته در شاخه هوش مصنوعی می‌باشند، این توانایی را دارند و به طور موفقیت‌آمیزی این مشکل را بر طرف می‌کنند.

در چند دهه اخیر، اندیشه بالنده شبیه‌سازی مغز انسان، محققان و دانشمندان را بر آن داشته است تا توانایی‌های مغز انسان را به رایانه منتقل سازند. عملکرد مغز انسان با توجه به میلیون‌ها سال تکامل می‌تواند به عنوان کامل‌ترین و بهترین الگو برای تشخیص وقایع پیرامون خود در نظر گرفته شود. لذا دانشمندان در تلاش‌اند تا با درک اصول و ساز و کارهای محاسباتی مغز انسان که عملکرد بسیار سریع و دقیقی را دارا است، سیستم‌های عصبی مصنوعی را شبیه‌سازی نمایند. بدین ترتیب شبکه‌های عصبی مصنوعی تا حدودی از مغز انسان الگوبرداری شده‌اند و همان‌گونه که مغز انسان می‌تواند با استفاده از تجربیات قبلی و مسائل از پیش یاد گرفته، مسائل جدید را تحلیل و تجزیه نماید، شبکه‌های عصبی نیز در صورت آموزش قادرند بر مبنای اطلاعاتی که به ازای آن‌ها آموزش‌دیده‌اند، جواب‌های قابل‌قبول ارائه دهند و نیز می‌توان از آن‌ها به طور نامحدود در ارائه جواب به اطلاعاتی که در قبل با آن‌ها مواجه نبوده‌اند، استفاده نمود.

تهیه یک برنامه برای ارائه جواب به مسئله‌ای که تعداد زیادی متغیر به عنوان ورودی و یا خروجی در آن وجود دارد، با استفاده از روش‌های برنامه‌نویسی متداول امروزی، کاری دشوار و یا غیرعملی است، زیرا در نظر گرفتن تمامی این متغیرها و آثارشان بر یکدیگر غیرممکن است. لیکن با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و پیشرفت کنونی آن، تهیه یک نرم‌افزار برای چنین مسئله‌ای عملی است. همچنین، ساختار روش‌های





عددی که به دلیل طولانی بودن زمان اجرای آن‌ها به روش‌های معمول مشکل است، توسط این شبکه‌ها امکان‌پذیر گردیده است [8].

شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان تکنیک‌های جدید برای کنترل سیستم‌ها در حال توسعه هستند و دارای ویژگی‌های متعددی از جمله موازی بودن، سازگاری، استحکام و توانایی مدیریت سیستم‌های غیرخطی هستند. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای کنترل سازه‌های مهندسی عمران تحت بارگذاری دینامیکی، در شبیه‌سازی‌های رایانه‌ای امیدوارکننده می‌باشند. طبق نظر کارتام و گارت (1997) طیف وسیعی از مسائل مهندسی عمران را می‌توان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی حل کرد. آنها همچنین برنامه‌هایی را ارائه می‌کنند که از شبکه‌های عصبی استفاده می‌کنند و در گزارش خود به مسائل اساسی می‌پردازند. یک رویکرد هوش مصنوعی متفاوت (AI) که شامل شبکه‌های عصبی است توسط ونلانچن و سان (1990) مورد بحث قرار گرفت [9]. برخلاف سیستم‌های خبره، شبکه‌های عصبی را می‌توان با استفاده از داده‌های مشاهده شده آموزش داد. این سیستم‌ها به دلیل مدل‌سازی ساده عملکرد بیولوژیکی مغز، توانایی‌های یادگیری و حافظه مشابه مغز انسان را از خود نشان می‌دهند. یک کنترل‌کننده عصبی پس انتشار در طول زمان (BTNC) توسط چن و همکاران (1995) برای کنترل فعال سازه‌ها تحت بارگذاری دینامیکی ارائه شد. دو جزء BTNC خود را باید تشکیل می‌دهند: (1) یک شبکه شبیه ساز عصبی، که ساختار را باید کنترل شود، (2) یک شبکه عمل عصبی، که عمل کنترل را تعیین می‌کند. رویکرد مبتنی بر ویژگی شبکه‌های عصبی و روش‌های آماری به طور کلی هنگام برخورد با ساختارهای پیچیده ناکافی در نظر گرفته می‌شود. با توجه به حساسیت رویکردهای مبتنی بر ویژگی به انتخاب ویژگی‌ها به صورت پیشینی، و ناتوانی در ارائه هرگونه اطلاعات خاص در مورد روابط بین اجزای ساختار، رویکردهای مبتنی بر ویژگی معمولاً در ارائه راه‌حل‌های رضایت‌بخش تخریب می‌خورند. اسپرودتی و استاریتا (1997)، با این حال، نشان دادند که شبکه‌های عصبی می‌توانند الگوهای ساخت یافته را نشان دهند و طبقه‌بندی کنند. اساساً، آنها ساختارهای یک نرون عودکننده را با استفاده از "نرون بازگشتی تعمیم‌یافته" تعمیم دادند. به طور کلی، تمام شبکه‌های نظارت‌شده که برای طبقه‌بندی توالی‌ها توسعه

گروسبرگ (Stefan Grossberg) در این دهه روی شبکه‌های خود سامانده فعالیت می‌کرد. علاقه به کار روی ANNs<sup>10</sup> در دهه 60 قرن بیستم در قیاس با دهه 80 به علت عدم بروز ایده‌های جدید و نبود رایانه‌های سریع، کم‌رنگ می‌نمود. لیکن در خلال دهه 80 رشد فناوری ریزپردازنده، روند صعودی طی کرد و تحقیقات روی آن‌ها فزونی گرفت و ایده‌های بسیار جدیدی مطرح شدند. ایده‌های نو و فناوری بالا برای رنسانس دوباره در ANNs کافی به نظر می‌رسید [7].

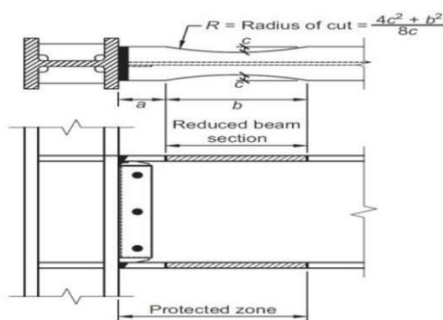
در این ظهور مجدد ANNs دو نگرش جدید قابل تأمل است: نخست، استفاده از سازوکار تصادفی جهت توضیح یک طبقه وسیع از شبکه‌های برگشتی که می‌توان آن‌ها را جهت ذخیره‌سازی اطلاعات بکار برد. این ایده توسط جان‌هاپفیلد (Jon Hopfield) فیزیکدان آمریکایی در سال 1982 مطرح شد. دومین ایده مهم که کلید ANNs در دهه 80 شد، الگوریتم پس انتشار خطا است که توسط دیوید روملهرت (David Rumelhart) و جیمز مک لند (James Mclelland) در سال 1986 مطرح گردید. با بروز این دو ایده، ANNs متحول شد. در ده سال اخیر هزاران مقاله نوشته‌شده‌اند و ANNs کاربردهای زیادی در رشته‌های مختلف علوم پیدا کرده است. ANNs از هر دو جنبه نظری و عملی در حال رشد است و در ساختارهای بسیار متنوعی توسعه داده شده است. علی‌رغم این تنوع آشکار، نمونه‌های مختلف شبکه، خصوصیات مشترک و متعارف بسیاری را دارا می‌باشند.

در مواردی که رفتار سازه بر اثر یک مجموعه متغیرهای ورودی - خروجی به صورت غیرخطی است می‌توان از شبکه عصبی استفاده کرد. همچنین شبکه‌های عصبی را می‌توان در مورد شناسایی و تعیین بعضی از پارامترهای مربوط به سازه و مصالح مورد استفاده تحت اثر نیروهای استاتیکی و دینامیکی به کاربرد. نسل جدید از سیستم‌های هوشمند متشکل از شبکه‌های عصبی با منطبق فازی در پروژه‌های ساخت، طراحی، برآورد هزینه مدیریت و تعمیر و نگهداری به کار گرفته می‌شوند. به طور کلی می‌توان گفت که به کار بستن شبکه‌های عصبی در زمینه‌های مختلف مهندسی عمران نتایج خوبی در بر دارد و بسیاری از محاسبات

<sup>10</sup> شبکه‌های عصبی مصنوعی



در شکل 1 اتصالات RBS و قسمت های مختلف آن نمایش داده شده است. تیر باید محدودیت های زیر را تامین نماید:



شکل 1- اتصالات RBS

در شکل 1:  $a$  فاصله بین تقویت کننده های عرضی میانی در تیر پیوند و  $b$  عرض اعضای فشاری و  $c$  شعاع دایره برش داده می باشد. مقاومت تیر در کوچک ترین مقطع RBS باید کلیه ضوابط آیین نامه ای تحت اثر حالات مختلف بارگذاری ارضاء نماید. در اغلب اوقات مقاومت مقطع اصلاح شده، برای تمام حالات مختلف بارگذاری مناسب می باشد و تنها در بعضی از حالات در مقطع RBS لازم است که اندازه تیر افزوده شود. اکثر مراحل طراحی توسط آیین نامه و ضوابط موجود در FEMA انجام می پذیرد که در این بین استثناهایی هم وجود دارد که مهمترین آن ها محدود شدن مقدار ماکزیمم تنش موجود در سطح ستون به 90 درصد حداقل تنش جاری شدن ستون می باشد. اولین کنترلی که در اتصال تیر به ستون باید صورت گیرد، کنترل ستون قوی تیر ضعیف است. این کنترل به منظور محدود کردن تغییر شکل غیر الاستیک ستون در مجاورت قسمت خارجی چشمه اتصال می باشد. FEMA 267A پیشنهاد می کند که چشمه اتصال باید قادر باشد که حداقل برش ناشی از خمش بال تیر را تحمل کند. چشمه اتصال به دو روش امکان پذیر است: استفاده از یک ستون به ضخامت جان زیاد؛ 2- اضافه کردن ورقهای تقویت به یک یا دو وجه جان ستون

آخرین کنترلی که در مورد اتصال تیر به ستون انجام می شود کنترل برش تیر در حالتی از بارگذاری است که بارهای ثقلی و بارهای جانبی بطور توأم

یافته اند، می توانند به ساختارهایی با استفاده از نورون های بازگشتی تعمیم یافته، از جمله شبکه های پس انتشار، شبکه های تکراری بلادرنگ، شبکه های تکراری ساده، شبکه های همبستگی آبشاری، درخت های عصبی، و شبکه های همبستگی آبشاری مکرر تعمیم داده شوند [10].

مقاله دیگری یک روش طبقه بندی لغزش مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی هوشمند (ANN) ارائه کرد که یک حسگر هوشمند و یک ANN را شبیه سازی می کند. در یک محل کار، این برنامه برای تشخیص لغزش و سقوطی که هنگام راه رفتن کارگران رخ می شود. از طریق شناسایی نوع حادثه نزدیک، به عنوان مثال، لغزش یا سفر، و زمان دقیق وقوع آن، اقدامات پیشگیرانه و دسته جمعی را برای کاهش حوادث ساخت و ساز تشویق می کند. یک شتاب سنج تعبیه شده در یک تلفن هوشمند، تغییرات انرژی آزاد شده توسط کارگر را اندازه گیری می کند. استوفل و همکاران (2019) با استفاده از هوش مصنوعی (AI)، بررسی کردند که چگونه مدل های ساختاری با رفتار مواد غیرکشسانی را می توان افزایش داد. در دینامیک ساختاری، شبکه های عصبی مصنوعی می توانند جایگزین مدل های مکانیکی پیوسته شوند. شبیه سازی های المان محدود با مدل های مواد تقویت شده شبکه عصبی برای پیش بینی صفحات بارگذاری شده با موج ضربه استفاده می شوند.

### 3- مشخصات پیاده سازی و پارامترهای اندازه گیری

شکل، اندازه و محل RBS در پاسخ اتصال و عملکردش موثر است. اشکال متفاوتی تست شده و در ساخت و سازهای جدید مورد استفاده قرار گرفته است. اتصال RBS از پیش تأیید شده از یک برش دایره با شعاع مشخص در هر دو بال بالا و پایین تیر برای کاهش مساحت بال در طول تیر در نزدیکی دو انتهای دهانه تیر استفاده می نماید. جوش بال های تیر به بال ستون از نوع جوش شیاری با نفوذ کامل مطابق با الزامات AWS D1.1 و D1.8 و همچنین (2016) ANSI/AISC358 است. هیچ تقویتی، به جز فلز جوش، در اتصال بال های تیر به ستون استفاده نمی شود. اتصال های جان برای اتصال RBS با جوش های شیاری با نفوذ کامل ساخته می شود.

### 3-1- الزامات اتصالات شکل و نرم RBS از پیش تأیید شده

به سازه وارد می‌شوند که این مقدار در محلی از تیر که بین RBS و سطح ستون قرار دارد ماکزیمم است.

با توجه به توضیحات بالا و همچنین معرفی روند و مراحل کار با روش حل و تحلیل مدل‌های گفته شده پیاده سازی شده است. اتصال RBS به دو صورت عددی و آزمایشگاهی قابل بررسی شده که ابتدا با تحلیل‌های پارامتریک معادلات هدف را بدست آمده و پس از آن با استفاده از معادله هدف به بهینه‌سازی چندین نمونه از اتصالات پرداخته شده است. همه این موارد با استفاده از تحلیل دینامیکی مدل‌های ساخته شده در نرم‌افزار ABAQUS به تحلیل عددی این نوع اتصالات پرداخته و در نهایت با استخراج مدل‌های تحلیل شده و نوشتن برنامه‌های تحلیلی برای بهینه‌سازی تحلیل مدل‌های RBS با استفاده از الگوریتم ژنتیک در نرم افزار متلب اجرا شده است و در نهایت مدل‌های بهینه شده را ابتدا از لحاظ حفظ پایداری و در پایان مقایسه با سایر مدل‌های RBS که بهینه نشده‌اند و یا با الگوریتم‌های دیگر بهینه شده‌اند بررسی و مقایسه شده است.

### 3-2- پارامترهای بهینه‌سازی

همانگونه که در تعارف پایه RBS و شکل 1 مشخص است a,b,c اعضای اصلی تشکیل دهنده این نوع اتصال می‌باشد که هدف ما از این تحقیق با استفاده از مقادیر بهینه که بازه‌های استاندارد برای این پارامترها به صورت زیر می‌باشد مقطع بهینه تیر و فاصله بهینه بین دو ستون برای این موارد می‌باشد

$$0.5bf \leq a \leq 0.75bf \quad (1)$$

$$0.65db \leq b \leq 0.85db \quad (2)$$

$$0.1bf \leq c \leq 0.25bf \quad (3)$$

به این معنا که:

bf: عرض فلنج تیر، (mm)

a: فاصله افقی از سطح فلنج ستون تا شروع یک برش (mm) RBS

b: طول یک برش RBS، (mm)

c: عمق برش در مرکز مقطع تیر کاهش یافته، (mm)

d: عمق تیر کاهش یافته، (mm)

### 3-3- روش‌های طراحی

مرحله 1. مقادیر آزمایشی RBS را برای محدودیت‌های ابعاد a, b و c (شکل 1)، و همچنین بخش‌های تیر و ستون انتخاب کنید.  
مرحله 2. مدول مقطع پلاستیک را در مرکز مقطع تیر کاهش یافته محاسبه کنید:

$$Z_{RBS} = Z_x - 2ctb(d - t_{bf}) \quad (4)$$

به این معنا که:

$Z_{RBS}$ : مدول مقطع پلاستیک در مرکز مقطع تیر کاهش یافته، (mm<sup>3</sup>)

$Z_x$ : مدول مقطع پلاستیک حول محور x، برای مقطع تیر کامل، در (mm<sup>3</sup>)

$t_{bf}$ : ضخامت فلنج تیر، (mm)

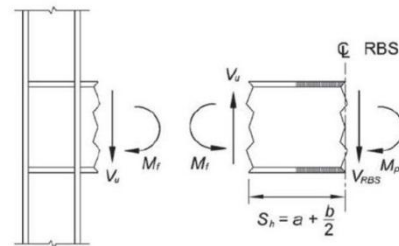
مرحله 3. حداکثر گشتاور احتمالی،  $M_{pr}$ ، را در مرکز مقطع تیر کاهش یافته محاسبه کنید:

$$M_{pr} = C_{pr} R_y F_y Z_{RBS} \quad (5)$$

مرحله 4. نیروی برشی را در وسط قسمت‌های کوتاه شده تیر در دو انتها محاسبه کنید. برای محاسبه نیروی برشی در مرکز مقاطع تیر کاهش یافته باید از نمودار بدنه آزاد مقطع تیر بین مراکز مقاطع تیر کاهش یافته استفاده شود. این محاسبه باید بارهای ثقلی وارد بر تیر را بر اساس ترکیب بار  $1.2D + f_1L + 0.2S$  در نظر بگیرد، که در آن  $f_1$  ضریب بار تعیین شده توسط کد ساختمان مربوطه برای بارهای زنده است و نباید کمتر از 0.5 باشد. گشتاور در مرکز هر مقطع تیر کاهش یافته باید  $M_{pr}$  در نظر گرفته شود.

مرحله 5. حداکثر گشتاور احتمالی برای ستون را محاسبه کنید. همانطور که در شکل 2 نشان داده شده است، یک نمودار بدنه آزاد از قطعه تیر بین مرکز مقطع تیر کاهش یافته و وجه ستون باید برای محاسبه لنگر (تکیه‌گاه) برای ستون استفاده شود.





شکل 2- نمودار بدنه آزاد بین مرکز RBS و وجه ستون.

بر اساس این نمودار بدنه آزاد، گشتاور برای ستون به صورت زیر محاسبه می شود:

$$M_f = M_{pr} + V_{RBS}Sh \quad (6)$$

به این معنا که:

$M_f$ : محتمل ترین لنگر حداکثر در وجه ستون، (N-mm)  
 $Sh$ : فاصله بین صفحه ستون و لولا پلاستیکی، (mm)  $= a + b/2$

$VRBS$ : بزرگتر از دو مقدار نیروی برشی در مرکز مقطع تیر کاهش یافته در هر انتهای تیر، (N)

بخشی از تیر بین مرکز مقطع تیر کاهش یافته و وجه ستون در این معادله در مورد بار ثقلی در نظر گرفته نمی شود. نمودار بدنه آزاد در شکل 2 و این معادله هر دو گزینه گنجانیدن بار ثقلی بر روی این بخش کوچک از تیر را فراهم می کنند.

مرحله 6.  $M_{pe}$ ، ممان پلاستیکی تیر را بر اساس تنش تسلیم مورد انتظار محاسبه کنید:

$$M_{pe} = R_y F_y Z_x \quad (7)$$

مرحله 7. کنترل ستون ضعیف و تیر قوی را در سطح ستون بررسی کنید:

$$M_f \leq \phi_a M_{pe} \quad (8)$$

اگر این معادله برآورده نشد، مقادیر  $c$ ،  $a$  و  $b$  را تنظیم کنید یا اندازه بخش را تنظیم کنید و مراحل 2 تا 7 را تکرار کنید.

مرحله 8. مقاومت برشی مورد نیاز،  $V_u$ ، تیر و اتصال تیر به ستون را از موارد زیر تعیین کنید:

$$V_u = \left( \frac{M_{pr}}{L_h} \right) + V_{gravity} \quad (9)$$

به این معنا که:

$V_u$ : مقاومت برشی مورد نیاز تیر و اتصال تیر به ستون، (N)

$L_h$ : فاصله بین مکان های لولا پلاستیکی، (mm)

$V_{gravity}$ : نیروی برشی تیر حاصل از  $1.2D + f1L + 0.2S$  (که

در آن  $f1$  ضریب بار تعیین شده توسط کد ساختمانی قابل اجرا برای بارهای زنده است، اما نه کمتر از 0.5)، (N).

مقاومت برشی طراحی تیر را مطابق با فصل G از مشخصات AISC بررسی شود.

مرحله 9. اتصال تیر کاهش یافته به ستون را طراحی شود.

مرحله 10. الزامات صفحه تداوم را بررسی شود.

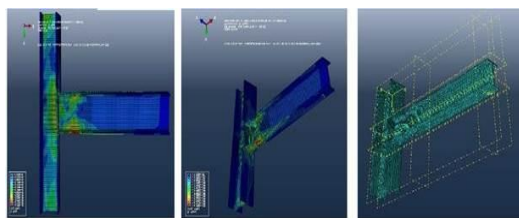
مرحله 11. محدودیت های ارتباط ستون-تیر را بررسی شود.

### 3-4- تنظیمات شبیه سازی

برای شبیه سازی ابتدا تیرها و ستون ها را در برنامه ABAQUS مطابق شکل 3 مدل سازی شده است.

سپس با در نظر گرفتن دو پارامتر به عنوان ثابت و بررسی تغییرات پارامتر سوم و مقادیر مربوطه، مقادیر بهینه  $a$ ،  $b$  و  $c$  را تعیین شده است.

مقایسه های داده های 4 مجموعه شبیه سازی شده انجام شده است که در جدول 1 نشان داده شده اند.



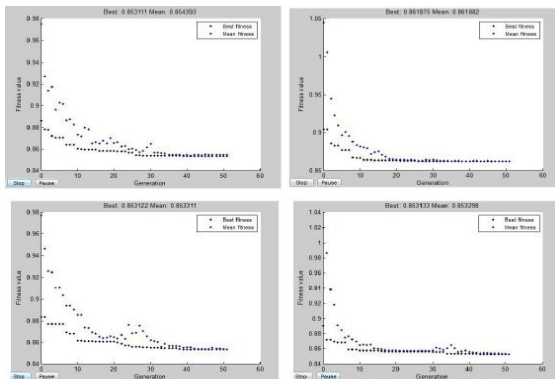
شکل 3- نحوه مدلسازی تیرها و ستونها در نرم افزار ABAQUS



را در نظر می‌گیرد. با استفاده از ابزارها و توابع داخلی MATLAB، این داده‌ها را وارد کرده و از آنها برای تعیین مقدار بهینه برای هر قطعه داده استفاده می‌کنیم. این اطلاعات برای هر مجموعه داده در جدول 2 نمایش داده می‌شود. شکل 4 نتایج را خلاصه می‌کند و نتیجه هر مجموعه داده را با نتایج کلی مرتبط می‌کند.

جدول 2- مقادیر  $a, b, c$  بهینه محاسبه شده با MATLAB

Optimized Value	a	b	c
Dataset 1	6.964	13.202	2.439
Dataset 2	12.392	40.352	5.432
Dataset 3	6.440	16.429	2.726
Dataset 4	16.804	40.628	6.438



شکل 4- مقادیر  $Mf/Mpe$  بهینه الگوریتم ژنتیک در MATLAB

مدل جدید RBS را در نرم افزار ABAQUS مطابق با مقادیر بهینه بدست آمده توسط الگوریتم ژنتیک اعمال کردیم. نتیجه در شکل 5 به تصویر کشیده شده است.

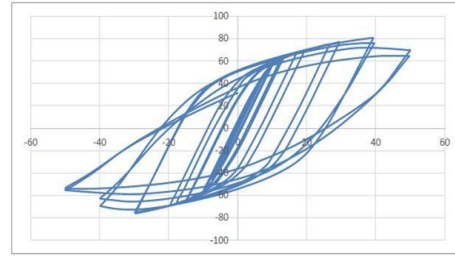
جدول 1- داده های شبیه‌سازی شده

Study of Variables	Variable a	Variable b	Variable c	L	Damien
Dataset 1	b = 13 c = 2.5	a = 5 c = 2.5	a = 5 b = 13	a = 5 b = 13 c = 2.5	$5 \leq a \leq 7.5$ $13 \leq b \leq 17$ $1 \leq c \leq 2.5$
Dataset 2	b = 45.72 c = 5.1	a = 13.97 c = 5.1	a = 13.97 b = 45.72	a = 13.97 b = 45.72 c = 5.1	$11 \leq a \leq 16/5$ $39 \leq b \leq 51$ $2/2 \leq c \leq 5/5$
Dataset 3	b = 15.769 c = 3.2	a = 6.4 c = 3.2	a = 6.4 b = 15.769	a = 6.4 b = 15.769 c = 3.2	$6/4 \leq a \leq 9/6$ $15/769 \leq b \leq 20/621$ $1/28 \leq c \leq 3/2$
Dataset 4	b = 39 c = 7.5	a = 15 c = 7.5	a = 15 b = 39	a = 15 b = 39 c = 7.5	$15 \leq a \leq 22/5$ $39 \leq b \leq 51$ $3 \leq c \leq 7/5$

### 3-5- مدل‌سازی شبکه‌های عصبی

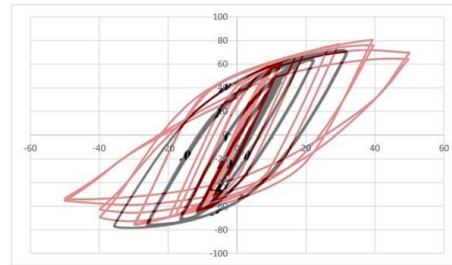
مرحله 1. در این مرحله یک پرسپترون چندلایه (MLP)، که یک کلاس از شبکه‌های عصبی است، به داده‌های  $Mf/Mpe$  بهینه سازی شده که از اجرای الگوریتم ژنتیک به دست می‌آید، اعمال می‌شود. به منظور تقریبی فاصله بین دو ستون، MLP برای ساخت این مدل رگرسیون از داده‌های برجسته گذاری شده قابل استفاده است. شبکه عصبی نیاز به آموزش دارد و 70 درصد از داده‌ها به روش آموزش اختصاص می‌یابد. مراحل اعتبار سنجی و تست به ترتیب با 15% و 15% داده‌ها اجرا می‌شوند. داده‌ها شامل 4 متغیر ورودی و 1 خروجی، شامل 855 نمونه و متغیرهای  $a, b, c$  و ورودی هستند و  $L$  به عنوان خروجی تعیین می‌شود.

مرحله 2. در مرحله دوم مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی، یک مدل طبقه‌بندی کننده ساختاری برای طبقه بندی مسئله با ویژگی‌های تعریف شده می‌باشد. شبکه‌های عصبی کارایی مناسبی در مسائل طبقه‌بندی دارند و در چارچوب‌های ساختاری عمرانی استفاده می‌شوند. در این مرحله 14 دسته از تیر کاهش یافته با ابزار شبکه عصبی طبقه بندی می‌شوند. مشخصه های تعریف شده پارامترهای  $a, b, c, Mf/Mpe$  و  $L$  هستند و کلاس تیر بر اساس ویژگی‌های ذکر شده به دست می‌آید. فاز بعدی پروژه شامل بهینه‌سازی متغیرها با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک و تعاریفی است که دامنه متغیرهای مورد استفاده در رویکرد RBS



شکل 5- خروجی شبیه سازی RBS با مقادیر بهینه الگوریتم ژنتیک

مطالعات و بهبودهای متعددی در این زمینه صورت گرفته است. ما تصمیم گرفتیم از نتایج و نمودارهای تکنیک بهینه‌سازی پیشنهادی خود استفاده کنیم زیرا مدل بهینه شده RBS بصورت دستی و مدل بهینه شده برای RBS در نرم‌افزار پیاده‌سازی و با نمونه آزمایشگاهی مورد ارزیابی قرار گرفته شده است.



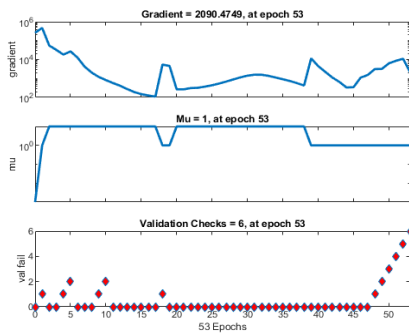
شکل 6- مطابقت نمودار شبیه سازی مقادیر بهینه MATLAB با نمونه آزمایشگاهی مورد آزمایش

همانطور که در شکل 6 مشاهده می شود، جایی که مقادیر تخمین زده شده MATLAB بهینه سازی شده از روش های قبلی نمایش داده می شود. با توجه به اینکه بیشترین نسبت لنگر (تکیه گاه) کاهش یافته به سطح مقطع لنگر (تکیه گاه) پلاستیکی در محدوده با اتصالات RBS از 85% تا 100% متغیر است در حالی که نسبت بهترین اتصال با استفاده از الگوریتم ژنتیک نزدیک به 85% است، این نتایج کارایی RBS را در مدیریت تنش نشان می دهد.

که باعث می شود از تخریب اتصال جلوگیری می شود و باعث اتلاف انرژی قابل توجه و همچنین توسعه اتصالات پلاستیکی در این مناطق می شود. نتیجه نهایی که می توان با استراتژی پیشنهادی به دست آورد، اتصالات RBS بهبود یافته است که شکل پذیری سازه را بهبود می بخشد، به طور

طبیعی هزینه کل پروژه را کاهش می دهد و همچنین زمان اجرا را کوتاه می کند و قابلیت اطمینان سازه را افزایش می دهد.

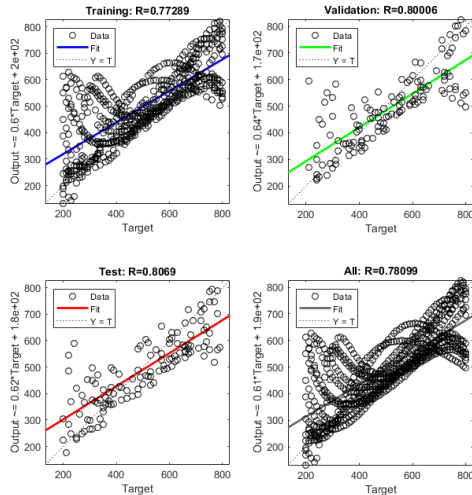
در قسمت دوم کار و پس از آنکه مقادیر  $\frac{M_f}{M_{pe}}$ ، a, b, c، بهینه شدند برای هر مقطع تیر بر اساس مقاطع اشتال a, b, c، بهینه بر اساس الگوریتم ژنتیک بدست آمده را برای تمامی حالات L(200cm-800cm) مقادیر  $\frac{M_f}{M_{pe}}$  بهینه بدست آمده است و همین روال را برای 14 مدل تیر دیگر انجام شده است و در ادامه پس از نوشتن برنامه شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار متلب در ابتدا شبکه عصبی مصنوعی یک مسئله رگرسیون بررسی می کند و در ادامه یک مسئله یک طبقه بندی شده بررسی شده در حالت اول شبکه عصبی مصنوعی که یک مسئله رگرسیون را حل می کند در آن تعداد ورودی‌هایی که قبلاً برای هر مدل تیر  $\frac{M_f}{M_{pe}}$ ، a, b, c، بهینه بدست آمده‌اند و مشخص می‌باشند به برنامه شبکه عصبی با عنوان ورودی می‌دهیم و برای هر  $\frac{M_f}{M_{pe}}$ ، a, b, c، بهینه‌ای که ما به برنامه می‌دهیم بهترین مقدار L یا فاصله بین دو ستون را به عنوان خروجی به ما می‌دهد و در نهایت بهترین مقدار L بدست می‌آید.



شکل 7- حالت آموزش

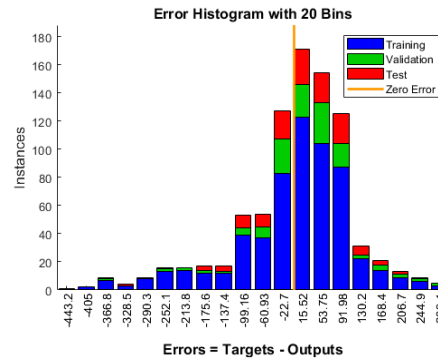
در نمودار 7 به ما نشان می‌دهد که در دوره 53 روند آموزش بعد از شش خطا متوقف شده و در این دوره بهترین حالت شبکه عصبی اول انتخاب شده است. و به عنوان بهترین مقادیر ما می‌باشد.

از نظر کاهش میانگین مجذور خطاها (Mean Squared Error)<sup>11</sup> رسیده‌اند.



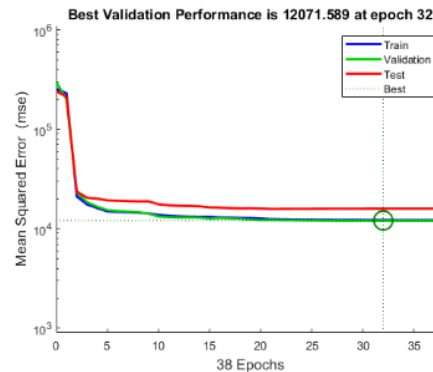
شکل 10- بازگشت به مقدار متوسط یا میانگین

که در شکل 10 نیز برای حالت‌های Train<sup>12</sup>، validation<sup>13</sup> و test<sup>14</sup> نمودار all data بررسی شده و پراکندگی مقادیر را نمایش می‌دهد و هر چه رگرسیون به مقدار 1 نزدیک‌تر باشد بهترین حالت به وجود می‌آید و اهداف<sup>15</sup> آن تعدادی باید باشد که روی خط قرار گرفته‌اند. که میزان 78٪ که یک عدد قابل قبولی برای مدلسازی باشد برای ما نمایش می‌دهد.



شکل 8- هیستوگرام خطا

در شکل 8 به ما نشان می‌دهد هر چقدر مقادیر به 0 نزدیک تر باشند دقت کار ما بیشتر است و مقادیر خطای ما از کسر اهداف از خروجی‌ها بدست می‌آید و همچنین برای داده‌های Train، validation، test که به ترتیب با رنگ آبی، سبز و قرمز مشخص شده‌اند.



شکل 9- بهترین عملکرد اعتبارسنجی

و در شکل 9 نیز این گونه نمایش داده شده است که در دوره 38 روند آموزش ما متوقف شده و در این دوره بهترین حالت شبکه عصبی اول انتخاب شده است. و به عنوان بهترین مقادیر ما می‌باشد در اینجا مقادیر Train، validation، test که کاهش یافته‌اند نمایش داده می‌شود که به ترتیب با رنگ آبی، سبز و قرمز مشخص شده‌اند. که به بهترین حالت خود

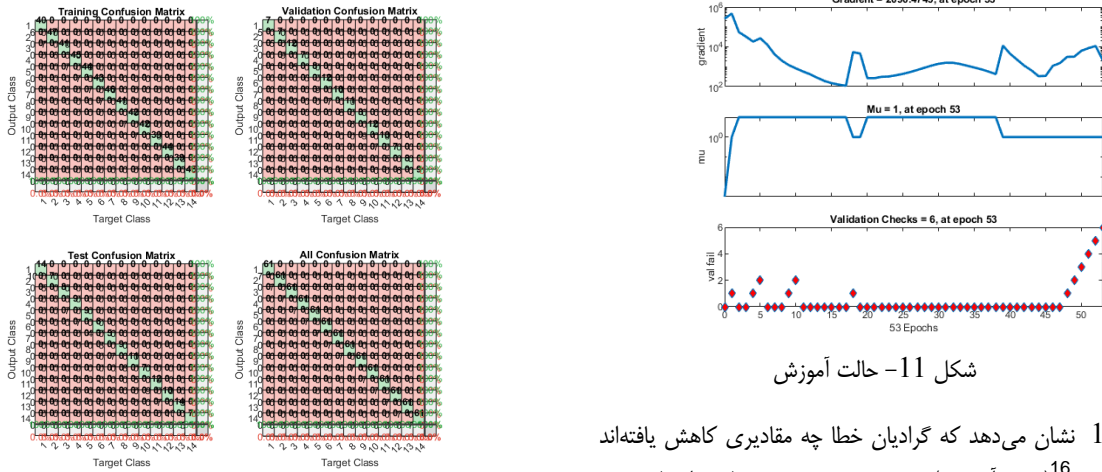
<sup>11</sup> میانگین مربعات خطا

<sup>12</sup> اعتبارسنجی

<sup>13</sup> تست

<sup>14</sup> آموزش

<sup>15</sup> Target



شکل 11- حالت آموزش

در شکل 11 نشان می‌دهد که گرادیان خطا چه مقداری کاهش یافته‌اند و مقدار  $\mu$  (نرخ آموزش) و همچنین بررسی‌های اعتبارسنجی (validation checks) نمایش می‌دهد و در نمونه 53 روند آموزش متوقف شده است و مسئله رگرسیون ما حل شده است و بهترین مقدار L را تخمین می‌زند.

حال شبکه عصبی دوم یا حالت دوم که یک مسئله طبقه‌بندی (Classification)<sup>17</sup> بررسی می‌کند به این صورت که ما علاوه بر مقادیر  $a, b, c, \frac{M_f}{M_{pe}}$  بهینه‌ای که قبلاً داشتیم و همچنین بهترین مقدار L نیز بدست آمد به عنوان ورودی به برنامه شبکه عصبی می‌دهیم و در این حالت بهترین حالت تیر (Class beam) را بین 14 مدل تیر که قبلاً مشخص کردیم برای ما مشخص می‌کند و به عنوان خروجی به ما نمایش می‌دهد.

شکل 12- confusion

همانطور که در شکل 12 مشاهده می‌شود در این ماتریس 14 class classifier یا multi layer perceptron (MLP) است که یکی از class های شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد با استفاده از این مدل آموزش دیده MLP می‌توان این 4 class را با توجه به feature<sup>18</sup> های معرفی شده طبقه بندی نمود. این نمودار برای ما یک مسئله 14 ماتریس (class)<sup>19</sup> است در تمامی حالات Train<sup>20</sup>, validation, test و نمودار all data<sup>21</sup> به چه ترتیب confusion شده اند را نمایش می‌دهد.

18 ویژگی

19 طبقه

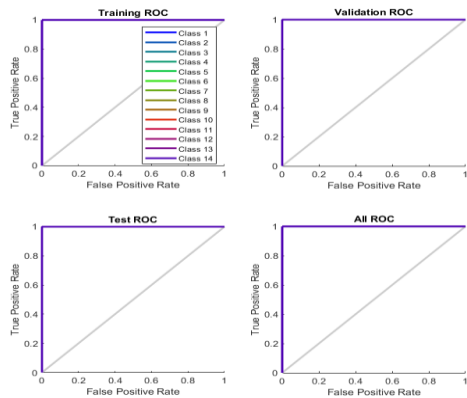
20 آموزش

21 همه داده ها

16 نرخ آموزش

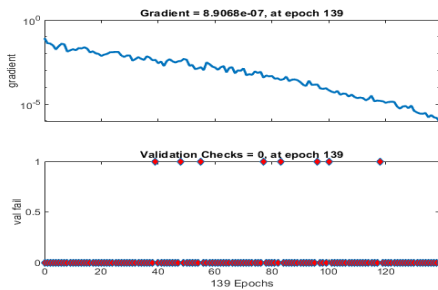
17 طبقه بندی





شکل 15- نمودار طبقه بندی شده

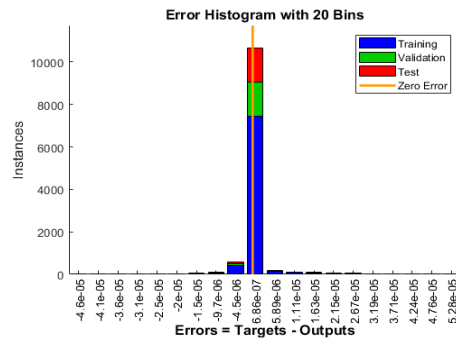
در شکل 15 به این موضوع پی می بریم که هر چه نمودار به سمت چپ و بالا میل پیدا کند مدل طبقه بندی شده (Classification) بهتری انجام شده است.



شکل 16- حالت آموزش

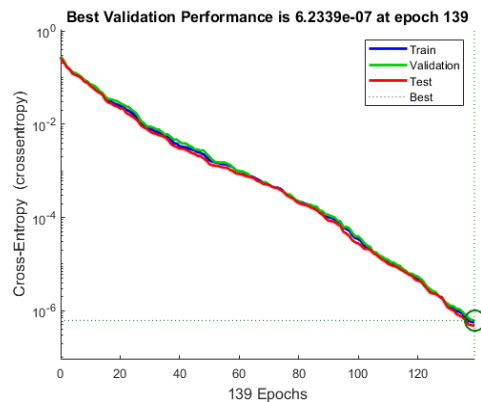
در نمودار حالت آموزش (train state) که در شکل 16 نمایش داده شده است چگونه مقدار گرادیان خطا کاهش یافته است و در نمونه 139 checks validation صفر شده است. و مسئله Classification ما حل شده و بهترین مقطع تیر ما مشخص می گردد.

<sup>22</sup> اعتبار سنجی



شکل 13- خطاها

در نمودار 13 می توان متوجه شد به چه ترتیب آموزش مسئله ما انجام شده است و هر چه خطای ما به خط صفر نزدیک تر باشد نشان می دهد که مدل دقیق است.



شکل 14- بهترین عملکرد اعتبارسنجی

در شکل 14 بهترین حالت عملکرد اعتبارسنجی ما را نمایش می دهد که در دوره 139 توانسته است بهترین حالت شبکه عصبی دوم انتخاب شود و به عنوان بهترین مقطع تیر ما انتخاب شود.



## 5- منابع

- [1] Bastani. A. Erfani. S. Comparison of seismic performance of reduced sections in wings and reduced sections in web. 3rd National conference of civil engineering. Architecture and urban planning. 2015.
- [2] Iwankiw. N. Seismic design enhancements and the reduced beam section detail for steel moment frames. Practice Periodical on Structural Design and Construction. 2004. 9(2). 87-92.
- [3] Toğan. V. Design of planar steel frames using teaching-learning based optimization. Engineering Structures. 2012. 34. 225-32.
- [4] Abiodun. O. I. Jantan. A. Omolara. A. E. Dada. K. V. Mohamed. N. A. & Arshad. H. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. Heliyon. 2018. 4(11). e00938.
- [5] Lu. P. Chen. S & Zheng. Y. Artificial Intelligence in Civil Engineering. Mathematical Problems in Engineering. 2012. 145974. 22 page.
- [6] Reich. Y. Machine Learning Techniques for Civil Engineering Problems. Computer-aided civil and infrastructure engineering. 2002. 12(4). 295-310.
- [7] Chen. H. M. Tsai. K. H. Qi. G. Z. Yang. J. C. S. & Amini. F. Neural Network for Structure Control. Journal of Computing in Civil Engineering. 1995. 9(2). 168-176.
- [8] Kartam. N. Flood. I. & Garrett. J. H. Artificial Neural Networks for Civil Engineers: Fundamentals and Applications. Civil Engineering Database. ASCE. 1997.
- [9] Vanluchene. R. D. & Sun. R. Neural networks in structural engineering. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. 1990. 5(3). 207-215.
- [10] Lim. T. K. Park. S. M. Lee. H. C. & Lee. D. E. Artificial neural network-based slip-trip classifier using smart sensor for construction workplace. Journal of Construction Engineering and Management. 2016. 142(2). 04015065.

در شبکه عصبی برای مدل <sup>23</sup> regression و <sup>24</sup> Classification به صورت موازی در کنار یکدیگر کار می‌کند و بعد وارد نمودار مقادیر بهینه a, b, c ابتدا مقدار L توسط اولین شبکه عصبی درون یابی می‌شود و سپس نوع مقطع تیر توسط شبکه عصبی دوم طبقه بندی می‌شود.

## 4- نتیجه گیری

رویکرد ایجاد شده برای تعیین بارها و سیستم ساختاری مطابق با داده‌های ورودی خود انطباق می‌یابد و یافته‌های قابل اعتمادی را تولید می‌کند. روش بهینه‌سازی پیشنهادی یک راه‌حل مؤثر برای بهینه‌سازی ساختاری بود. با هزینه محاسباتی منصفانه، می‌تواند به اندازه کافی به پاسخ بهینه نزدیک شود. برای راه‌حل‌های ایده‌آل پیشنهادی، یافته‌ها کاهش معقولی را نشان می‌دهند.

RBS که به خوبی با مفاهیم طراحی رایج مطابقت دارد، در نمایه ایده‌آل تولید شده منعکس شده است. رویکرد پیشنهادی بهتر از روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک و فرآینتکاری که قبلاً ایجاد و ارزیابی شده بود، عمل می‌کند. استفاده از الگوریتم ژنتیک از طریق دستیابی به طرح‌های بهینه تأیید شده است. یک راه‌حل مقرون‌به‌صرفه با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی بر خلاف تکنیک‌های بهینه‌سازی استاندارد کشف شده است، زیرا آنها می‌توانند راه‌حل بهینه جهانی را دریافت کنند و از حداقل خطای محلی اجتناب کنند. داده‌هایی که از فرآیند مبتنی بر الگوریتم GA ایجاد می‌شوند، قید مناسبی برای مدل‌سازی هستند. اجرای شبکه‌های عصبی یک قانون اساسی در این تحقیق ایفا می‌کند. بنابراین، دو مدل پرسپترون چند لایه برای مشکلات رگرسیون و طبقه‌بندی استفاده می‌شوند. در واقع این دو مدل برای انتخاب تیر آهن مناسب با هم کار می‌کنند. از نتایج مشخص می‌شود که راه‌حل نشان‌دهنده می‌تواند کمک مؤثری در سیستم‌های طراحی سریع باشد.

<sup>23</sup> رگرسیون

<sup>24</sup> طبقه بندی