



Journal of Structural and Construction Engineering

www.jsce.ir



Collapse Fragility Curves Development with Considering of Modeling Uncertainties Using LHS Simulation and Artificial Neural Network

Mohammad Amin Bayari¹, Naser Shabakhty², Esmaeel Izadi Zaman Abadi^{3*}

1- Ph.D. Candidate, Department of Civil Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

2- Assistant Professor, School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

3- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

ABSTRACT

Collapse performance evaluation of structures has been a concern for researchers due to its complexity and uncertainty in modeling and simulation. Concentrate plastic hinges are best candidates for modeling collapse behavior of structures. Collapse fragility curves are affected by various sources of uncertainty. Existing uncertainties in modified Ibarra and Krawinkler moment-rotation model for concrete moment frame buildings were investigated in this paper. LHS simulation method was used to generate random variables considering the correlation among modeling uncertainties in one component and two structural components. Collapse responses including mean collapse capacity and standard deviation were obtained for each simulation by generating random samples for uncertainties using incremental dynamic analysis (IDA). As much effort is needed for implementation of IDA, MLP artificial neural networks, GMDH artificial neural network and response surface method were used to estimate and anticipate the collapse behavior of the structure. Results show that using above methods will lead to high accuracy anticipations with an error of less than 10% for GMDH neural network and an error of less than 7% for MLP and response surface methods.

ARTICLE INFO

Receive Date: 25 May 2019

Revise Date: 09 December 2019

Accept Date: 09 February 2020

Keywords:

Collapse fragility curves;
Modeling uncertainties;
LHS simulation;
Artificial neural network;
Response surface method

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/JSCE.2020.187419.1871

*Corresponding author: Esmaeel Izadi Zaman Abadi
Email address: e.izadi@pci.iaun.ac.ir

توسعه منحنی های شکنندگی فروریزش با در نظر گرفتن عدم قطعیت های مدل سازی با استفاده از شبیه سازی LHS و شبکه های عصبی مصنوعی

محمدامین بیاری^۱، ناصر شابختی^۲، اسماعیل ایزدی زمان آبادی^{۳*}

۱- دانشجوی دکتری سازه، دانشکده مهندسی عمران، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

۲- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

۳- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

چکیده

ارزیابی عملکرد فروریزش سازه ها به دلیل پیچیدگی این پدیده و وجود عدم قطعیت های مدل سازی برای شبیه سازی پاسخ فروریزش سازه ها همواره مورد توجه محققین بوده است. مدل های مفصل پلاستیک متمرکز به عنوان بهترین کاندید برای مدل سازی رفتار فروریزش سازه ها مورد استفاده قرار می گیرد. منحنی های شکنندگی فروریزش تحت تاثیر منابع مختلف عدم قطعیت قرار دارند. در این مطالعه عدم قطعیت های موجود در پارامترهای مدل ممان چرخش اصلاح شده ایبارا-کراوینکلر در سازه های قاب خمشی بتنی به عنوان عدم قطعیت های مدل سازی مورد استفاده قرار گرفته و برای آنالیز عدم قطعیت از روش شبیه سازی LHS برای تولید متغیرهای تصادفی با در نظر گرفتن همبستگی بین عدم قطعیت های مدل سازی در یک جز و بین دو جز سازه ای استفاده شده است. با تولید نمونه های تصادفی برای عدم قطعیت ها با استفاده از آنالیزهای دینامیکی افزایشی پاسخ های فروریزش یعنی میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش برای هر شبیه سازی بدست آمده است. با توجه به تلاش محاسباتی بسیار بالا استفاده از تحلیل های دینامیکی افزایشی، جهت تخمین و پیش بینی پاسخ های فروریزش سازه از شبکه های عصبی مصنوعی MLP شبکه عصبی GMDH و روش سطح پاسخ استفاده شده است و میزان خطای هر روش بدست آمده است. نتایج نشان می دهند که استفاده از روش های نامبرده باعث ایجاد پیش بینی هایی با دقت بسیار بالا و خطای کمتر از ۱۰٪ برای شبکه عصبی GMDH و خطای کمتر از ۷٪ برای شبکه عصبی MLP و روش سطح پاسخ می شود.

کلمات کلیدی: منحنی شکنندگی فروریزش، عدم قطعیت مدل سازی، شبیه سازی LHS، شبکه های عصبی، روش سطح پاسخ.

سابقه مقاله:		شناسه دیجیتال:			
دریافت	بازنگری	پذیرش	انتشار آنلاین	چاپ	doi:
۱۳۹۸/۰۳/۰۴	۱۳۹۸/۰۹/۱۸	۱۳۹۸/۱۱/۲۰	۱۳۹۸/۱۱/۲۰	۱۴۰۰/۰۶/۳۰	10.22065/JSCE.2020.187419.1871
*نویسنده مسئول:		اسماعیل ایزدی زمان آبادی			
پست الکترونیکی:		e.izadi@pci.iaun.ac.ir			

۱- مقدمه

فروریزش سازه‌ها باعث ایجاد تلفات جانی و مالی فراوان در زلزله‌های گذشته شده است که اخیراً مورد توجه محققین قرار گرفته است. فروریزش جانبی سازه به صورت ناپایداری جانبی تحت جنبش‌های قوی زمین بیان می‌شود [۱-۳]. پیش بینی ظرفیت فروریزش سازه‌ها و توصیف دقیق عملکرد لرزه‌ای نیازمند شناسایی منابع مختلف عدم قطعیت می‌باشد [۴]. دو منبع مهم عدم قطعیت بر احتمال فروریزش سازه‌ها موثر است که این منابع عدم قطعیت شامل عدم قطعیت‌های تصادفی و عدم قطعیت‌های شناختی می‌باشند. عدم قطعیت تصادفی ناشی از ماهیت تصادفی جنبش‌های شدید زمین لرزه مانند مدت زمان شتابنگاشت زلزله، محتوای فرکانسی زلزله و پارامتر شدت زلزله است و عدم قطعیت‌های شناختی ناشی از کمبود اطلاعات، نقض دانش و عدم توانایی مدل‌های تحلیلی برای بیان دقیق رفتار لرزه‌ای سازه‌ها می‌باشند [۵]. عدم قطعیت‌های مدل‌سازی برای شبیه‌سازی پاسخ فروریزش سازه‌ها به علت دانش نسبتاً محدود از پارامترهای مدل و رفتار مرتبط با فروریزش بیشتر مورد توجه است. شبیه‌سازی فروریزش سازه‌ها نیازمند ایده‌آل‌سازی در نیازهای تغییرشکل‌های غیرخطی و منابع مختلف زوال در اجزا سازه می‌باشد. مدل‌های مفصل پلاستیک متمرکز به عنوان بهترین کاندید برای مدل‌سازی رفتار فروریزش سازه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد [۶]. پارامترهایی که برای تعریف مدل‌های مفصل پلاستیک متمرکز استفاده می‌شوند عموماً به وسیله روابط تجربی کالیبره می‌شوند که این یک منبع عمده عدم قطعیت برای شبیه‌سازی پاسخ فروریزش سازه‌ها می‌باشد. برای در نظر گرفتن اثرات تغییرپذیری ذاتی موجود در زمین لرزه در تجزیه و تحلیل پاسخ لرزه‌ای سازه‌ها روش تحلیل دینامیکی افزایشی (IDA) ابداع شده است [۷]. در این روش برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در پیش‌بینی شدت لرزه‌ای، یک رکورد زمین لرزه به نحوی مقیاس می‌شود تا محدوده وسیعی از شدت‌های لرزه‌ای را در برگیرد. همچنین برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در محتوای فرکانسی و شکل طیفی زلزله‌ها تعداد قابل توجه از رکوردهای زمین لرزه مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش در دستورالعمل FEMA350 به عنوان روشی برای پیش‌بینی ظرفیت سازه‌ها مورد توجه قرار گرفته است. روش‌های ساده مانند روش مرتبه اول ممان دوم (FOSM) تا روش‌های پیچیده شبیه‌سازی مانند مونت کارلو، LHS برای ترکیب عدم قطعیت‌ها استفاده می‌شود. روش‌های شبیه‌سازی نیاز به تعداد زیاد نمونه برداری برای پوشش دادن توزیع احتمالاتی عدم قطعیت‌ها دارند که امری زمانبر می‌باشد. برای حل این مشکل روش سطح پاسخ در ترکیب با روش‌های شبیه‌سازی پیشنهاد شده است تا تلاش‌های محاسباتی را کاهش دهد. علاوه بر روش سطح پاسخ می‌توان از روش‌های جایگزین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی برای در نظر گرفتن اثر عدم قطعیت‌ها در مدل‌های پیش‌بینی استفاده کرد [۵، ۸].

در سال ۲۰۰۵ ایبارا و کراوینکلر یک روش برای ارزیابی فروریزش فزاینده کلی بر اساس اندازه شدت نسبی و پارامتر تقاضای مهندسی پیشنهاد کردند. آنها فروریزش کلی را بصورت عدم توانایی سیستم سازه‌ای در تحمل کردن بارهای ثقلی در حضور اثرات لرزه‌ای بیان کردند. شدت نسبی تا زمانی که پاسخ سیستم ناپایدار شود، افزایش می‌یابد، تا منحنی شدت نسبی - پارامتر تقاضای مهندسی مسطح می‌شود (شیب منحنی صفرشود) در این حالت بزرگترین شدت نسبی را به عنوان ظرفیت فروپاشی نامیدند [۹]. هسلتون و همکاران در سال ۲۰۰۸ به منظور کالیبره کردن و تعیین مقادیر مناسب پارامترهای مدل سه خطی ایبارا، مدینا و کراوینکلر [۱۰] تعداد ۲۵۵ آزمایش بر روی ستون‌های بتن مسلح انجام دادند. سپس با انجام مطالعات آماری و انجام آنالیز رگرسیون چند متغیره به ارائه روابط تجربی به همراه انحراف معیار برای هر یک از پارامترهای مدل سه خطی ایبارا، مدینا و کراوینکلر پرداختند [۱۱، ۱۲]. برای المان‌های فولادی نیز لیگنوس و کراوینکلر پایگاه داده‌ای بر اساس مدل سه خطی ایبارا، مدینا و کراوینکلر پیشنهاد دادند [۱۰، ۱۳]. در سال ۲۰۱۰ سلیک و الینگوود آنالیز شکنندگی متناظر با سطوح عملکردی مختلف را برای قاب‌های بتن مسلح طراحی شده برای بارهای ثقلی را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها عدم قطعیت‌های مشخصات مصالح، پارامترهای سازه‌ای و مشخصات حرکت زمین را در نظر گرفتند و نشان دادند که پس از مشخصات حرکت زمین، میرایی سازه، مقاومت بتن و کرنش ترک خوردگی بتن بیشترین تاثیر را در منحنی‌های شکنندگی چنین قاب‌هایی دارد [۱۴]. در سال ۲۰۱۴ پارک و تاواشیراپورن از روش سطح پاسخ برای ارزیابی احتمالاتی آسیب پذیری لرزه‌ای پل‌های فولادی استفاده کردند. به نحوی که با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها، تابع حالت حدی را به فرم چند جمله‌ای مرتبه دوم بدون در نظر گرفتن عبارت‌های اثرمتقابل برازش نمودند و احتمال تجاوز از حالات آسیب مورد نظر را بر مبنای توابع سطح پاسخ برازش یافته محاسبه کردند [۱۵]. میتروپولو و پاپادراکاکیس به توسعه منحنی‌های شکنندگی بر پایه شبکه‌های عصبی پرداختند. در تحقیقات آن‌ها

شبکه‌های عصبی جهت توسعه منحنی‌های شکنندگی برای حالات حدی مختلف در سازه‌های بتنی استفاده شده است. آن‌ها پارامترهای حرکت قوی زمین را به عنوان لایه ورودی و شتاب طیفی در حالات حدی مختلف به عنوان لایه خروجی شبکه عصبی پیشنهاد دادند [۱۶]. در سال ۲۰۱۵ ذوالفقاری و همکاران از تئوری استنتاج فازی برای آنالیز عدم قطعیت‌ها در توسعه منحنی‌های شکنندگی در قاب خمشی فولادی استفاده کردند. آن‌ها پارامترهای مدل سه خطی ایبارا، مدینا و کراوینکلر را به عنوان عدم قطعیت‌های شناختی در نظر گرفتند. تحقیقات آن‌ها نشان داد روش فازی در مقایسه با روش‌های احتمالاتی موجود دارای تلاش محاسباتی کمتر می‌باشد [۱۷]. در سال ۲۰۱۶ کریمی قلعه و سنسوی برای پیش‌بینی ریسک فروریزش سازه‌های قاب خمشی فولادی با در نظر گرفتن منابع مختلف عدم قطعیت از الگوریتم‌های فرا ابتکاری استفاده کردند. برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های مربوط به رکورد به رکورد از تحلیل دینامیکی افزایشی و برای عدم قطعیت‌های مدل‌سازی از منحنی بک-بون و حلقه‌های هیستریزس اجزای سازه و برای عدم قطعیت‌های شناختی، سه سطح کیفیت مواد را در نظر گرفتند. تحقیقات آن‌ها نشان داد که در کشورهایی که کنترل کیفیت مواد ضعیف است برای مدیریت ریسک بهتر عدم قطعیت‌های شناختی در محاسبات مربوط به منحنی‌های شکنندگی و میانگین فرکانس سالیانه در نظر گرفته شود [۱۸]. در سال ۲۰۱۷ مهدی‌زاده و کرم‌الدین به بررسی فروریزش قاب‌های خمشی فولادی معمولی متوسط و ویژه تحت زلزله‌های حوزه دور و نزدیک پیشنهادی دستورالعمل FEMA P695 پرداختند [۱۹]. در سال ۲۰۱۸ کریمی قلعه و بهشتی اول از سیستم استنتاج نروفازی بر پایه الگوریتم FCM برای تجزیه و تحلیل عدم قطعیت‌ها از طریق توسعه منحنی‌های شکنندگی لرزه‌ای برای قاب خمشی فولادی استفاده کردند. تحقیقات آن‌ها نشان داد که سیستم استنتاج نروفازی در مقایسه با روش مرتبه اول ممان دوم (FOSM) و روش سطح پاسخ در ترکیب عدم قطعیت‌ها در پیش‌بینی ظرفیت فروریزش دارای دقت بیشتر می‌باشد [۲۰]. در سال ۲۰۱۸ مهدی‌زاده و کرم‌الدین به بررسی عدم قطعیت‌های پارامتر مدل ایبارا، مدینا و کراوینکلر بر ظرفیت فروریزش لرزه‌ای قاب‌های خمشی فولادی پرداختند در این مطالعه به بررسی سه عدم قطعیت لنگر تسلیم، لنگر اوج و ظرفیت دوران نهایی المان پرداخته شده است که مطالعات آن‌ها نشان داد که عدم قطعیت لنگر اوج بیشترین تاثیر را بر ظرفیت فروریزش سازه دارد [۲۱].

در این تحقیق اثرات عدم قطعیت موجود در پارامترهای مدل سه خطی ایبارا، مدینا و کراوینکلر در ارزیابی پاسخ فروریزش سازه‌های قاب خمشی بتنی مورد توجه گرفته است. همبستگی بین عدم قطعیت‌ها در یک جز سازه‌ای و بین دو جز سازه‌ای در نظر گرفته شده است و برای کاهش ابعاد مسئله با توجه به همبستگی بین عدم قطعیت‌ها از روش نرمالیزه کردن عدم قطعیت‌ها استفاده شده است. برای آنالیز عدم قطعیت با توجه به نیاز داشتن به تعداد زیاد شبیه‌سازی برای عدم قطعیت‌ها، برای کاهش تلاش محاسباتی، از روش شبیه‌سازی LHS، در ترکیب با روش سطح پاسخ، شبکه‌های عصبی MLP و GMDH استفاده شده است. تولید تعداد بسیار زیاد نمونه برای عدم قطعیت‌ها در حالتی که دیگر استفاده از روش تحلیل دینامیکی افزایشی برای تعیین پاسخ‌های فروریزش سازه امری تقریباً غیرممکن و یا بسیار زمانبر باشد و استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی پاسخ‌های فروریزش سازه در کمترین زمان ممکن و با کمترین خطای ممکن جهت انجام آنالیز عدم قطعیت، از جمله موضوعاتی است که در این تحقیق مورد توجه قرار گرفته است.

۲- معیارهای فروریزش سازه و منحنی‌های شکنندگی فروریزش

تحلیل‌های دینامیکی افزایشی (IDA) روشی معمول برای ترسیم منحنی‌های شکنندگی سازه برای سطوح عملکردی تحت اثر شدت‌های زلزله است. هر منحنی IDA با استفاده از چندین تحلیل دینامیکی غیرخطی سازه تحت رکوردهای زلزله با مقادیر شدت‌های فزاینده به دست می‌آید. این منحنی‌ها نشان دهنده پارامتر یا شاخص تقاضای (DM) در برابر مشخصه زلزله، تحت عنوان پارامتر شدت زلزله (IM) می‌باشند. در بیان مهندسی منظور از فروریزش سازه‌ای شرایطی است که به علت تشدید اثرات مرتبه دوم (P -Delta) ناشی از تغییرمکان جانبی فزاینده سازه، سیستم قادر به تحمل بارهای ثقلی نباشد. بنابر توصیه دستورالعمل FEMA350 برای بررسی ظرفیت فروریزش سازه می‌توان از تحلیل IDA استفاده کرد. ظرفیت حالت حدی فروریزش طبق این دستورالعمل را می‌توان مطابق با وقوع یکی از حالات زیر در نظر گرفت [۷].

- واگرایی عددی در الگوریتم آنالیز سازه‌ای

- وقوع شبیهی برابر ۲۰ درصد شیب الاستیک اولیه در نمودار IDA

- تجاوز حداکثر تغییر مکان نسبی بین طبقه ای از ۰/۱

معیار شاخص تقاضا برای حد فروریزش ۱۰٪ می باشد. در مواردی مشاهده شده که تعیین فروریزش سازه بر اساس معیار واگرایی و یا حداقل شیب با مشاهدات واقعی و تجربی از نظر θ_{max} ایجاد شده در سازه مغایرت دارد. برای رویارویی با این مسئله، فروریزش توسط دو معیار حداقل شیب و معیار $\theta_{max} \leq 0/1$ به طور همزمان کنترل می شود.

برای روند افزایشی جهت انجام تحلیل دینامیکی فزاینده، انتخاب مقادیر شدت لرزه ای (IM) با استفاده از الگوریتم مناسب جهت بهینه کردن تعداد نقاط انجام آنالیز مورد نیاز است به طوری که در نواحی خطی اولیه حداقل تعداد نقاط و در نواحی محتمل برای فروریزش جهت رسیدن به دقت کافی تعداد نقاط بیشتری انتخاب شود و فاصله بین IM های متوالی برای هر رکورد زمین لرزه متناسب با سطح فروریزش آن رکورد تعیین شود برای انجام تحلیل دینامیکی افزایشی از دو الگوریتم گام ثابت و هانت-فیل استفاده می شود. الگوریتم هانت-فیل توسط کرنل و مومتسیکوس [۲۲] ابداع شده است که در این تحقیق نیز از این الگوریتم برای انجام تحلیل IDA استفاده شده است.

حالت حدی فروریزش سازه بر مبنای روش شدت زلزله به شدتی از زلزله گفته می شود که سازه تحت آن دچار فروریزش شود. به بیان دیگر IM_{cap} یا $IM_{collapse}$ نشان دهنده آخرین نقطه از شدت لرزه ای در منحنی IDA است که سازه دچار فروریزش نشده و در نقطه بعد از آن شیب منحنی IDA کمتر از ۲۰٪ شیب الاستیک شده یا تغییر مکان نسبی بین طبقه ای از ۰/۱ بیشتر شده است. در الگوریتم هانت-فیل اختلاف شاخص شدت بعد از فروریزش و شاخص شدت قبل از فروریزش کمتر از ۵٪ معرفی می شود که باعث می شود فاصله اولین نقطه بعد از فروریزش و آخرین نقطه قبل از فروریزش بسیار کوچک شود به گونه ای که با یک دقت مناسب بتوان نقطه قبل از فروریزش را به عنوان حالت حدی فروریزش سازه در نظر گرفت.

به ازای هر منحنی IDA یک نقطه با شدت لرزه ای متناظر با فروریزش که نشان دهنده ($IM_{collapse}$) است وجود دارد و منحنی احتمالی برازش شده بر نقاط فوق در چندین منحنی IDA، بیانگر منحنی های شکنندگی فروریزش خواهد بود که به صورت رابطه (۱) تعریف می شود [۲۳].

$$P_{clIM=im} = \Phi\left(\frac{\ln im - \mu_{\ln IM_{cap}}}{\sigma_{\ln IM_{cap}}}\right) \quad (1)$$

که در رابطه (۱) $\mu_{\ln IM_{cap}}$ و $\sigma_{\ln IM_{cap}}$ به ترتیب بیانگر میانگین و انحراف معیار فروریزش بر حسب IM هستند. (رابطه ۳ و ۲)

$$\mu_{\ln IM_{cap}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln im_{cap,i} \quad (2) \quad \sigma_{\ln IM_{cap}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\ln im_{cap,i} - \mu_{\ln IM_{cap}})^2}{n-1}} \quad (3)$$

۳- روش های پیش بینی مورد استفاده

۳-۱- شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پرسپترون (MLP)

شبکه های عصبی مصنوعی ابزاری جهت تقریب توابع و پیش بینی سیستم های مختلف می باشند. این شبکه ها برای حالتی که بین ورودی ها و خروجی سیستم رابطه غیر خطی برقرار است، به نتایج قابل قبولی منتج می شود. یکی از شبکه های عصبی پر کاربرد شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) با روش یادگیری پس انتشار است که در صورت انتخاب صحیح ساختار داخلی قادر است هر نوع سیستم

غیرخطی را مدل کند. ساختار شبکه MLP شامل تعدادی گره با تابع محرک مشخص است که در لایه‌های مجزا قرار دارند. هر گره بواسطه ضرایب وزنی خود، خروجی تمامی گره‌های لایه‌های قبلی را جمع کرده و از طریق تابع محرک به لایه بعدی ارسال می‌کند. شبکه عصبی MLP دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و حداقل یک لایه پنهان یا میانی است. تعداد گره در هر لایه متفاوت و بستگی به ساختار شبکه و مساله مورد بررسی دارد. در یک شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با یک لایه پنهان مقدار خروجی i ام از رابطه (۴) بدست می‌آید.

$$\hat{y} = \phi_2 \left(b_0 + \sum_{j=1}^M w_j \phi_1 \left(b_{j0} + \sum_{s=1}^P x_{is} w_{js} \right) \right) \quad (4)$$

$i=1,2,\dots,n$

در این رابطه n تعداد مشاهدات، M تعداد گره‌های لایه میانی، p تعداد گره‌های لایه ورودی (معادل تعداد متغیرهای ورودی) و w_{js} وزن مربوط به ورودی x_{is} در گره j ام، w_j وزن مربوط به گره j ام لایه میانی، b_{j0} و b_0 به ترتیب مقادیر بایاس گره‌های لایه میانی و لایه خروجی است و ϕ_1 و ϕ_2 به ترتیب توابع محرک لایه میانی و لایه خروجی هستند. توابع محرک در مدل شبکه عصبی مصنوعی به صورت خطی، تابع تانژانت هیپربولیک و سیگموئیدی است. توپولوژی شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با قانون آموزش انتشار به عقب خطا (Back Propagation of Error) دارای الگوریتم‌های مختلف آموزش از قبیل شیب مزدوج (CG) مومنتم (Momentum) و لوبنبرگ مارکوات (LM) می‌باشد. در مدل شبکه عصبی هدف پیدا کردن وزن‌های مناسب شبکه است. یکی از روش‌های پیدا کردن وزن‌ها در یک شبکه MLP الگوریتم پس انتشار خطا است فرایند پیدا کردن وزن‌های مناسب، فرایند یادگیری (آموزش) نام دارد. برای اجرای آموزش، ضرایب وزنی شبکه در جهت حداقل کردن تابع هدف شبکه که معمولاً میانگین مربعات خطا (MSE) است (رابطه ۵) تغییر می‌کند.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

در رابطه (۵)، n تعداد مشاهدات، y_i مقدار خروجی برای هر مشاهده و \hat{y}_i مقدار خروجی شبکه به منظور پیش بینی می‌باشد. پس از توقف یادگیری و حداقل شدن تابع هدف شبکه می‌توان عملیات پیش بینی را مشاهده کرد [۲۴، ۲۵].

۳-۲- شبکه عصبی دسته بندی گروهی داده‌ها (GMDH)

الگوریتم دسته بندی گروهی داده‌ها (GMDH) قابلیت استفاده در موضوعات متنوعی چون کشف روابط پیش‌بینی، مدل سازی و بهینه سازی انواع سیستم‌های غیرخطی با پیچیدگی بالا را دارا می‌باشد. ویژگی خاص این الگوریتم استنتاجی، قابلیت شناسایی و غربال کردن متغیرهای کم اثر ورودی در دوره آموزش شبکه و حذف آن‌ها از روند شبیه سازی در دوره آزمایش می‌باشد. بدین ترتیب می‌توان با انجام یک فرآیند قیاسی، در تکرار چند مرحله‌ای، متغیرهای کم اثر را حذف نمود و نهایتاً مدل بهینه برای پیش‌بینی را بر اساس معیارهای متداول خطا نظیر RMSE بدست آورد. در این روش، تابع تحلیلی سیستم یک شبکه خود سازمانده و یک سویه پیش رونده بوده، که نیازی به معلوم بودن ساختار شبکه از قبل ندارد و الگوریتم خود بهترین حالت را برای شبکه در نظر می‌گیرد. ایواخنکو با استفاده از چند جمله‌ای کولموگروف-گابور، این تئوری را گسترش داد. ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی هر سیستم را می‌توان با سری توابع ولترا که مشابه با چند جمله‌ای گسسته شده کولموگروف-گابور است، به صورت رابطه (۶) بیان کرد [۲۶].

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (6)$$

به طور کلی برای مدل کردن سیستم‌های پیچیده‌ای که شامل مجموعه‌ای از داده‌ها با چندین ورودی و یک خروجی می‌باشند می‌توان از چندجمله‌ای فوق استفاده نمود. که در آن بردارهای ورودی و y خروجی مدل و a_i ضرایب وزنی هر نرون یا ضرایب چند جمله‌ای و a_0 مولفه بایاس در این الگوریتم می‌باشند. این چندجمله‌ای با استفاده از چند جمله‌ای‌های درجه دوم تقریب زده می‌شوند. این چند جمله‌ای‌های درجه دوم براساس ترکیبات دوتایی ورودی‌های شبکه ساخته می‌شوند. الگوریتم GMDH با استفاده از این ایده به عنوان روش یادگیری برای مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده کاربرد دارد. شبکه GMDH دارای ساختار یک شبکه چند لایه و رو به جلو می‌باشد و در برگزیده مجموعه‌ای از نرون‌ها است که از پیوند جفت‌های مختلف ورودی از طریق یک چند جمله‌ای درجه دوم به وجود می‌آیند. هر لایه در این شبکه از یک یا چند واحد پردازشگر تشکیل شده است که هر یک از آن‌ها دارای دو ورودی و یک خروجی می‌باشد. این واحدها عملاً نقش اجزای سازنده مدل را ایفا می‌نمایند و به شکل یک چند جمله‌ای درجه دوم (رابطه ۷) فرض می‌شوند.

$$\hat{y}_n = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2 \quad (7)$$

پارامترهای مجهول الگوریتم GMDH ضرایب چندجمله‌ای رابطه (۷) می‌باشند که جهت محاسبه مقدار خروجی \hat{y}_n برای هر بردار ورودی $x = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ براساس رابطه (۷) باید میانگین مربعات خطاها باید کمینه شود.

$$e = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (8)$$

کارایی شبکه بر اساس پارامترهای آماری نظیر ضریب همبستگی، میانگین مربع خطا و ریشه میانگین مربع خطا مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای یافتن مقدار حداقل خطا، از مشتق جزئی رابطه (۸) استفاده می‌شود. با جایگذاری رابطه (۷) در این مشتق جزئی، یک معادله ماتریسی $y = Aa$ به دست می‌آید. در این معادله $a = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$ و $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ماتریس A مطابق ماتریس زیر است.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 & x_{1p}x_{1q} \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 & x_{2p}x_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{np} & x_{nq} & x_{np}^2 & x_{nq}^2 & x_{np}x_{nq} \end{bmatrix} \quad (9)$$

یک روش حل برای این معادله ماتریسی $y = Aa$ استفاده از روش تجزیه به مقدار تکین (SVD) است. در صورت استفاده از این روش مجهول a از رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$a = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (10)$$

در رابطه (۱۰) A^T ترانپوز ماتریس A است. با استفاده از این روش حل مجهول a در هر حالتی قابل محاسبه خواهد بود [۲۶]. [۲۷]

۳-۳- روش سطح پاسخ (RSM)

روش سطح پاسخ یک مجموعه‌ای از تکنیک‌های ریاضی و آماری به منظور انطباق داده‌های تجربی با مدل‌های چند جمله‌ای است. در این روش اثرگذاری متغیرها بر روی پاسخ و اثر برهم کنش پارامترها را به طور همزمان مورد مطالعه قرار می‌گیرد. پس از مشخص شدن تعداد آزمون‌ها و حدود بالا و پایین هر متغیر و انجام آنالیزها و به دست آوردن پاسخ‌ها، در روش سطح پاسخ به دنبال آن هستیم که یک

تابع تعریف کنیم که در این تابع پاسخ‌ها به عنوان متغیر وابسته و فاکتورها به عنوان متغیر مستقل است. مدل استفاده شده در روش سطح پاسخ عموماً، معادله مدل درجه دوم کامل یا فرم کاهش یافته آن است. مدل درجه دوم می‌تواند به صورت رابطه (۱۱) بیان شود [۲۸].

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (11)$$

در رابطه (۱۱) $\beta_0, \beta_j, \beta_{jj}$ و β_{ij} به ترتیب ضرایب ثابت، خطی، درجه دوم و اثر متقابل رگرسیون هستند. X_i و X_j متغیرهای مستقل کد شده هستند. نماد سازی ماتریس به صورت رابطه $y = X\beta + \varepsilon$ است. که y یک بردار $n \times 1$ از مشاهدات (پاسخ‌ها) بوده و X یک بردار $n \times p$ معرف متغیرهای مستقل است. همچنین β بردار $p \times 1$ از ضرایب رگرسیون و ε یک بردار $n \times 1$ از خطاهای تصادفی است. اختلاف بین مشاهده‌های y_i و مقادیر تطبیقی \hat{y}_i نیز با e_i (مقدار باقیمانده) نمایش داده می‌شود. تعیین پارامترهای β با استفاده از روش حداقل مربعات به دست می‌آید. مجموع مربعات باقیمانده SSE یا مقدار خطا به صورت رابطه (۱۲) تعریف می‌شود. که در این روابط n تعداد مشاهدات و p تعداد ضرایب رگرسیون می‌باشد.

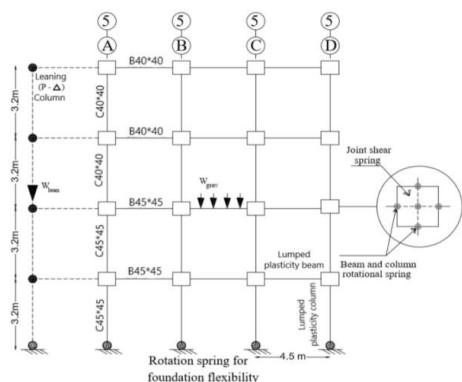
$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (e_i)^2 \quad (12)$$

بعد از اینکه ضرایب معادله به دست آمدند باید مطابقت مدل با داده‌های آزمایش مورد بررسی قرار گیرد. برای این کار روش‌های متعددی نظیر تحلیل باقی مانده، ریشه میانگین مربعات خطاهای پیش‌بینی شده و آزمون عدم تطابق وجود دارد [۲۸].

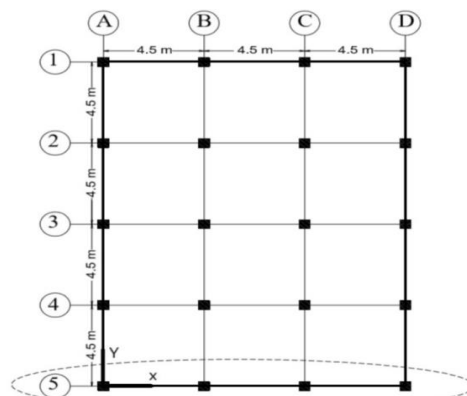
۴- مدل سازی و تحلیل دینامیکی سازه

۴-۱- معرفی مدل سازه‌ای و رکوردهای مورد استفاده در تحقیق

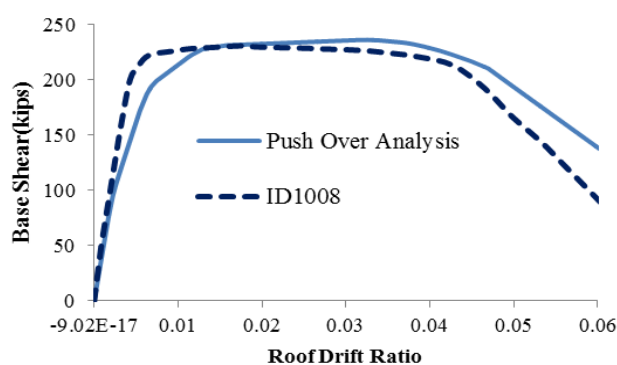
برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های شناختی در منحنی‌های شکنندگی فروریزش از یک سازه ۴ طبقه بتنی با سیستم قاب خمشی در این تحقیق استفاده شده است. شکل ۱ نمای پلان سازه و یک قاب محیطی آن را نشان می‌دهد. سازه مورد مطالعه در پلان و ارتفاع متقارن است بنابراین می‌توان آنالیزهای غیرخطی را روی یکی از قاب‌های باربر جانبی پیرامونی (محیطی) سازه انجام داد و آثار P - Δ کل سازه را روی قاب خمشی انتخابی لحاظ کرد. به منظور حذف اثرات سیستم‌های سازه‌ای در دو جهت عمود بر هم و نزدیک شدن مدل سازه‌ای دو بعدی به رفتار واقعی سازه، سیستم سازه‌ای لحاظ شده برای مقاومت در برابر بارهای جانبی، سیستم قاب خمشی پیرامونی می‌باشد. بنابراین سیستم باربر جانبی در راستای X پلان دو قاب ۱ و ۵ می‌باشند و تغییر مکان‌های جانبی کل سازه در این راستا نیز باید توسط این دو قاب تحمل شود. بدین ترتیب سایر قاب‌های درونی سازه که قاب‌های ثقلی نام دارد فقط تحت تاثیر بارهای ثقلی می‌باشند. این قاب‌ها دارای نیروی ثقلی بیشتر نسبت به قاب‌های پیرامونی می‌باشند. برای قاب‌های پیرامونی سازه که نقش باربری جانبی سازه را دارند بارهای ثقلی که مستقیماً توسط قاب‌های پیرامونی تحمل می‌شوند متفاوت از بارهایی هستند که آثار P - Δ برای آن‌ها ایجاد می‌کنند. برای در نظر گرفتن آثار P - Δ از یک ستون صلب دو سر مفصل بدون سختی جانبی تحت عنوان ستون تکیه کننده استفاده می‌شود که توسط تیرهای صلب دو سر مفصل به سازه اصلی متصل شده اند، تا هیچ گونه نقشی در باربری جانبی قاب پیرامونی نداشته باشند که نصف کل بارهای ثقلی در هر طبقه که مستقیماً توسط قاب‌های پیرامونی تحمل نمی‌شود به این ستون اعمال می‌شود (شکل ۲). برای بدست آوردن نتایج تا حد امکان دقیق در محاسبه ظرفیت فروریزش سازه‌ها از مدل غیرخطی مفصل پلاستیک متمرکز و برای مدل سازی و انجام تحلیل‌های غیرخطی دینامیکی در این تحقیق از نرم افزار کد باز Opensees استفاده شده است. به منظور صحت سنجی مدل از منحنی پوش آور قاب خمشی ۴ طبقه با مشخصه ۱۰۰۸ در مرجع [۱۱] استفاده شده است (شکل ۳).



شکل (۲): مدل تحلیلی قاب خمشی دو بعدی



شکل (۱): پلان سازه



شکل ۳: مقایسه منحنی پوش آور سازه مدل شده و قاب با مشخصه ۱۰۰۸

جدول ۱: ۲۲ زوج رکورد مورد استفاده در این تحقیق [۲۹]

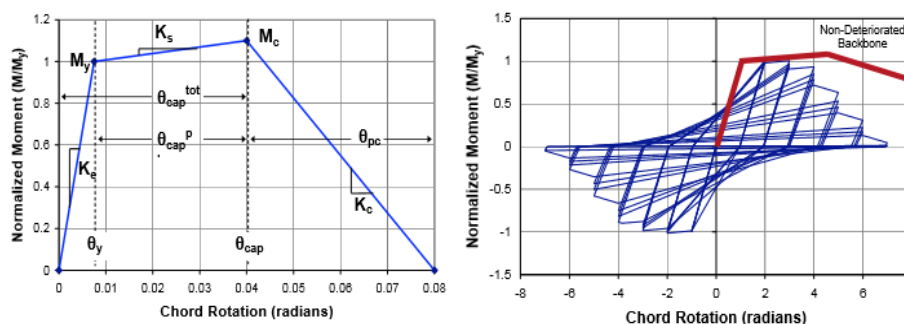
شماره	بزرگی	سال	نام	مولفه افقی ۱	مولفه افقی ۲	PGA _{max} (g)	PGV _{max} (cm/s)
1	6.7	1994	Northridge	NORTHR/MUL009	NORTHR/MUL279	0.52	63
2	6.7	1994	Northridge	NORTHR/LOS000	NORTHR/LOS270	0.48	45
3	7.1	1999	Duzce, Turkey	DUZCE/BOL000	DUZCE/BOL090	0.82	62
4	7.1	1999	Hector Mine	HECTOR/HEC000	HECTOR/HEC090	0.34	42
5	6.5	1979	Imperial Valley	IMPVALL/H-DLT262	IMPVALL/H-DLT352	0.35	33
6	6.5	1979	Imperial Valley	IMPVALL/H-E11140	IMPVALL/H-E11230	0.38	42
7	6.9	1995	Kobe, Japan	KOBE/NIS000	KOBE/NIS090	0.51	37
8	6.9	1995	Kobe, Japan	KOBE/SHI000	KOBE/SHI090	0.24	38
9	7.5	1999	Kocaeli, Turkey	KOCAELI/DZC180	KOCAELI/DZC270	0.36	59
10	7.5	1999	Kocaeli, Turkey	KOCAELI/ARC000	KOCAELI/ARC090	0.22	40
11	7.3	1992	Landers	LANDERS/YER270	LANDERS/YER360	0.24	52
12	7.3	1992	Landers	LANDERS/CLW-LN	LANDERS/CLW-TR	0.42	42
13	6.9	1989	Loma Prieta	LOMAP/CAP000	LOMAP/CAP090	0.53	35
14	6.9	1989	Loma Prieta	LOMAP/G03000	LOMAP/G03090	0.56	45
15	7.4	1990	Manjil, Iran	MANJIL/ABBAR--L	MANJIL/ABBAR--T	0.51	54
16	6.5	1987	Superstition Hills	SUPERST/B-ICC000	SUPERST/B-ICC090	0.36	46
17	6.5	1987	Superstition Hills	SUPERST/B-POE270	SUPERST/B-POE360	0.45	36
18	7	1992	Cape Mendocino	CAPEMEND/RIO270	CAPEMEND/RIO360	0.55	44
19	7.6	1999	Chi-Chi, Taiwan	CHICHI/CHY101-E	CHICHI/CHY101-N	0.44	115
20	7.6	1999	Chi-Chi, Taiwan	CHICHI/TCU045-E	CHICHI/TCU045-N	0.51	39
21	6.6	1971	San Fernando	SFERN/PEL090	SFERN/PEL180	0.21	19
22	6.5	1976	Friuli, Italy	FRIULI/A-TMZ000	FRIULI/A-TMZ270	0.35	31

رکوردهای مورد استفاده جهت ارزیابی عملکرد فروریزش سازه‌ها رکوردهای حوزه دور مورد نظر FEMA-P695 می‌باشند. این دستورات برای ارزیابی احتمالاتی فروریزش سازه‌ها می‌باشد و شامل ۲۲ جفت رکورد (در مجموع ۴۴) از زلزله‌هایی است که فاصله

ایستگاه‌های ثابت آن‌ها از محل گسل بیش از ۱۰ کیلومتر می‌باشد (جدول ۱). این شتابنگاشت‌ها مربوط به قوی‌ترین زمین لرزه‌های ضبط شده توسط ایستگاه‌های لرزه نگاری تاکنون هستند [۲۹]. برای رسم منحنی‌های IDA شتاب طیفی در پیوند مود اول سازه به عنوان معیار یا شاخص شدت و ماکزیمم جابجایی نسبی بین طبقه‌ای (θ_{max}) به عنوان پارامتر یا شاخص تقاضا انتخاب شده است.

۴-۲- معرفی پارامترهای ممان چرخش مدل مفصل پلاستیک متمرکز

در ارزیابی فروریزش سازه‌ها، مدل پلاستیسیته متمرکز به جهت ارضای شرایط فروریزش (زوال مقاومت و کاهش سختی) که مهم‌ترین عامل در پاسخ فروریزش سازه‌هاست در نظر گرفته می‌شود. مدل مفصل پلاستیک متمرکز در سازه‌های بتنی با استفاده از مدل مصالحی که توسط ایبارا، مدینا و کراوینکلر [۱۰] توسعه داده شد انجام می‌شود. این مدل علاوه بر کاهش سختی قابلیت در نظر گرفتن زوال مقاومت را با اضافه شدن خطی با شیب منفی به ناحیه بعد از اوج منحنی ممان-چرخش را دارد، دیگر قابلیت این منحنی در نظر گرفتن مقاومت پسماند است. پارامترهای مربوط به منحنی ممان-چرخش ایبارا-کراوینکلر، توسط هسلتون و همکاران برای المان‌های بتنی کالیبره شده است. جهت مدل‌سازی مصالح مربوط به مفصل پلاستیک متمرکز در نرم افزار Opensees از مصالح با نام Clough استفاده شده است که این مصالح در سال ۲۰۰۴ توسط آلتوناش [۳۰] در محیط Opensees بسط داده شد. روابط تجربی ارائه شده برای پارامترهای مدل پلاستیسیته متمرکز در شکل ۴ به همراه انحراف معیار لگاریتمی آن‌ها به شرح زیر می‌باشد [۱۲].



شکل ۴: منحنی پوش و چرخه‌ای رفتار اجزای مدل در این تحقیق (توسعه یافته توسط ایبارا-کراوینکلر)

-سختی اولیه یا سختی موثر تا ۴۰ درصد نقطه تسلیم ($\frac{EI_{stf40}}{EI_g}$)، با انحراف معیار لگاریتمی $(\sigma_{LN} = 0.42)$ ۰/۴۲

$$\left(\frac{EI_{stf40}}{EI_g}\right) = -0.02 + 0.98 \left(\frac{P}{A_g f_c}\right) + 0.09 \left(\frac{Ls}{H}\right) \quad (13)$$

-مقاومت خمشی تسلیم (M_y): برای محاسبه مقاومت خمشی رابطه پیشنهاد شده توسط فردیس [۳۱] مورد استفاده قرار می‌گیرد

که انحراف معیار لگاریتمی آن ۰/۳ است. ($\sigma_{LN} = 0.3$)

۳-ظرفیت چرخش پلاستیک ($\theta_{cap,pl}$) با انحراف معیار لگاریتمی ۰/۶۳ ($\sigma_{LN} = 0.63$)

$$\theta_{cap,pl} = 0.12(1 + 0.55\alpha_{sl})(0.16)^{\nu}(0.02 + 40\rho_{sR})^{0.43}(0.54)^{0.01c_{unit}f_c}(0.66)^{0.15n}(2.27)^{10p} \quad (14)$$

-ظرفیت دوران پس از اوج (θ_{pc}) با انحراف معیار لگاریتمی ۰/۸۶ ($\sigma_{LN} = 0.86$)

$$\theta_{pc} = (0.76)(0.31)^v (0.02 + 40\rho_{sh})^{1.02} \leq 0.1 \quad (15)$$

- سخت شوندگی پس از تسلیم $(\frac{M_c}{M_y})$ با انحراف معیار لگاریتمی $(\sigma_{LN} = 0.12)$ 0.12

$$\frac{M_c}{M_y} = (1.25)(0.89)^v (0.91)^{0.01c_{unit}f_c} \quad (16)$$

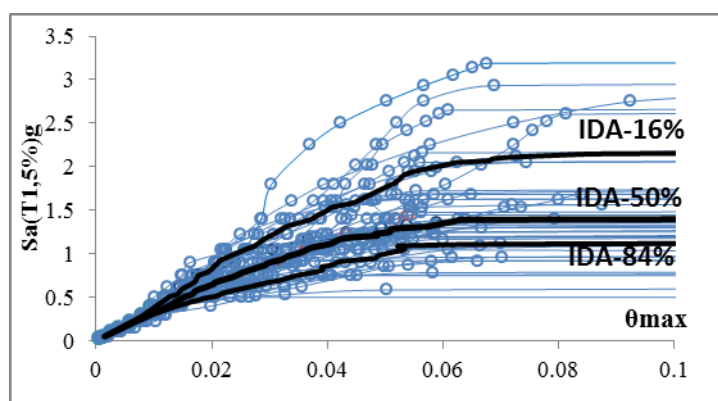
- ظرفیت اتلاف انرژی چرخه ای (λ) با انحراف معیار لگاریتمی $(\sigma_{LN} = 0.64)$ 0.64

$$\lambda = (170)(0.27)^v (0.1)^{\frac{5}{d}} \quad (17)$$

در روابط فوق EI_g سختی کل، P بار محوری، A_g مساحت کل مقطع، f_c مقاومت فشاری بتن، H ارتفاع مقطع، L_s طول دهانه برشی - a_{sl} شاخص اثر لغزش آرماتور در بتن، v نسبت بار محوری به ظرفیت محوری مقطع، S_n ضریب کماتور، ρ_{sh} نسبت حجمی آرماتورهای عرضی، c_{unit} ضریب تبدیل واحد، ρ نسبت آرماتور کششی و $\frac{e}{d}$ نسبت فاصله خاموت به عمق موثر مقطع است [۱۲].

مقدار به دست آمده از هر یک از روابط فوق، به عنوان مقدار میانگین آن پارامتر در نظر گرفته می شود. در مواردی برای پارامترهای مدل سازی فوق بیش از یک رابطه ارائه شده است [۱۱، ۱۲]. که نشان از عدم قطعیت بودن این پارامترها است. شش پارامتر مدل ممان چرخش مفاصل پلاستیک متمرکز فوق، هم برای تیرها و هم ستون ها استفاده می شود که به عنوان عدم قطعیت های شناختی برای المان های تیر و ستون لحاظ می شود (در کل ۱۲ عدم قطعیت شناختی که شامل ۶ عدم قطعیت برای تیر و ۶ عدم قطعیت برای ستون) و جنبش های شدید زمین ناشی از زلزله در تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی غیرخطی سازه به عنوان عدم قطعیت های تصادفی انتخاب شده اند.

منحنی های IDA سازه مربوط به ۴۴ رکورد معرفی شده برای حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت ها همراه با صدک شانزدهم، پنجاهم (میانه) و هشتاد و چهارم در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵: منحنی های IDA سازه

۳-۴- همبستگی پارامترهای مدل

ارزیابی همبستگی پارامترهای مدل مفصل پلاستیک متمرکز شامل اندازه گیری همبستگی بین پارامترهای مدل در یک جز سازه - ای و بین پارامترهای اجزای مختلف سازه ای می باشد. برای اندازه گیری همبستگی پارامترهای مدل در یک جز و بین دو جز از پایگاه داده

هسلتون و همکاران استفاده می‌شود که شامل ۲۵۵ تست ستون‌های مستطیلی از ۴۲ گروه آزمون مختلف می‌باشد [۱۲]. ضرایب همبستگی بین پارامترهای درونی اجزا (component i to i) و برای پارامترهای بین اجزا سازه‌ای (component i to j) در جدول ۲ آورده شده است [۴].

جدول ۲: همبستگی بین پارامترهای یک جز سازه ای و بین دو جز [۴]

	COMPONENT 1						COMPONENT 2					
	$\theta_{cap,p11}$	θ_{pc1}	EI_{stf1}	M_{y1}	M_x/M_{y1}	γ_1	$\theta_{cap,p22}$	θ_{pc2}	EI_{stf2}	M_{y2}	M_x/M_{y2}	γ_2
COMPONENT 1	$\theta_{cap,p11}$	1	0.3	0	0.1	0.3	0.1	0.3	0	0.1	0.2	0
	θ_{pc1}		1	0.1	0.1	0.1	0.3	0.8	0.1	0.1	0.1	0.3
	EI_{stf1}			1	0.1	0	0	0.9	1	0.1	0.1	0
	M_{y1}				1	0.4	0.1	(sym.)		0.9	0.4	0.1
	M_x/M_{y1}					1	0.2	(sym.)			0.8	0.1
	γ_1						1	(sym.)				0.6
COMPONENT 2	$\theta_{cap,p22}$						1	0.3	0	0.1	0.3	0.1
	θ_{pc2}							1	0.1	0.1	0.1	0.3
	EI_{stf2}								1	0.1	0	0
	M_{y2}									1	0.4	0.1
	M_x/M_{y2}										1	0.2
	γ_2											1

۵- روش‌های نمونه‌گیری (sampling) و شبیه‌سازی (simulation) و تولید داده‌های آماری

با مشخص شدن عدم قطعیت‌های مربوط به مولفه‌های تیر و ستون، با استفاده از مشخصه‌های آماری مرتبط از جمله میانگین و انحراف استاندارد و همبستگی بین عدم قطعیت‌ها، متغیرهای تصادفی مستقل و وابسته جهت انجام آنالیز عدم قطعیت شبیه‌سازی می‌شود.

یک بردار تصادفی چند متغیره $X = (X_1, X_2, \dots, X_K)$ با توزیع نرمال را در نظر بگیرید که دارای بردار میانگین μ_X و بردار کواریانس C_X می‌باشد. $X = N(\mu_X, C_X)$ که در آن $\mu_X = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K)^T$ یک بردار ستونی با ابعاد $K \times 1$ و C_X بردار $K \times K$ کواریانس می‌باشد ماتریس کواریانس، یک ماتریس متقارن است که در آن برای هر $J \neq K$ داریم $\sigma_{JK} = \sigma_{KJ}$ که $\sigma_{JK} = Cov(X_J, X_K)$ (بالانویس t نشان دهنده ترانپوز ماتریس است). یکی از روش‌های تولید متغیر تصادفی بهنجار چند متغیره، الگوریتم ریشه دوم است. این الگوریتم بر پایه تبدیل ارتوگونال با استفاده از ماتریس کواریانس C_X یا ماتریس همبستگی R_X می‌باشد. الگوریتم ریشه دوم، ماتریس کواریانس و ماتریس همبستگی را به شکل $R_X = LL'$ و $C_X = \tilde{L}\tilde{L}'$ تجزیه می‌کند ($L' = L^t$). که در آن L و \tilde{L} به ترتیب ماتریس‌های پایین مثلثی متناظر با ماتریس‌های همبستگی و کواریانس می‌باشند. علاوه بر متقارن بودن اگر R_X و C_X ماتریس مثبت متناهی باشند روش تجزیه چولسکی راهی موثر برای یافتن ماتریس‌های پایین مثلثی L و \tilde{L} است. با استفاده از ماتریس L یا \tilde{L} بردار متغیرهای تصادفی نرمال چند متغیره را می‌توان به صورت رابطه (۱۸) بیان کرد. که در آن Z' بردار ستونی $K \times 1$ از متغیرهای تصادفی نرمال با میانگین صفر و انحراف معیار یک (متغیر نرمال معیار) می‌باشد [۳۲].

$$X = \mu_X + \tilde{L}Z' \quad (18)$$

هر ماتریس معمولی A می‌تواند به شکل رابطه $A=LU$ تجزیه شود که در آن ماتریس L پایین مثلثی و ماتریس U بالامثلثی می‌باشد هنگامی که ماتریس A ماتریس متقارن، مثبت و متناهی است. در آن صورت رابطه فوق را می‌توان به صورت رابطه $A = LL'$ نوشت که در آن $U = L'$ می‌باشد [۳۲].

بر اساس رابطه (۱۸) و توضیحات روش چولسکی مراحل تولید متغیرهای تصادفی چند متغیره وابسته به شرح زیر است:

- ۱- تولید ماتریس پایین مثلثی از ماتریس همبستگی یا کواریانس با استفاده از روش چولسکی
- ۲- تولید متغیرهای تصادفی نرمال معیار با میانگین صفر و انحراف معیار یک

۳- استفاده از رابطه (۱۸) جهت تولید متغیرهای تصادفی وابسته
 ۴- تکرار مراحل ۱ تا ۳ برای تولید این متغیرها به تعداد مورد نظر.

برای تولید متغیرهای مستقل نرمال معیار از روش LHS استفاده شده است. برای هر یک از ۱۲ عدم قطعیت، ۲۸۱ نمونه تولید می‌شود که متغیرهای تصادفی تولید شده برای ۱۲ عدم قطعیت، مستقل از هم بوده و دارای میانگین صفر و انحراف معیار یک می‌باشند.

اگر عدم قطعیت‌های مربوط به تیر $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_6)$ و عدم قطعیت‌های ستون زام $x = (x_7, x_8, x_9, \dots, x_{12})$ باشند در آن صورت $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_{12})$ متغیرهای وابسته با بردار میانگین $\mu_x = (\mu_{x_1}, \mu_{x_2}, \mu_{x_3}, \dots, \mu_{x_{12}})$ و بردار انحراف معیار $\sigma_{Lnx} = (\sigma_{Lnx_1}, \sigma_{Lnx_2}, \sigma_{Lnx_3}, \dots, \sigma_{Lnx_{12}})$ و ماتریس کواریانس $\sigma_{JK} = Cov(x_J, x_K)$ باشد و ماتریس Z یک ماتریس با ابعاد 12×281 از متغیرهای نرمال معیار مستقل، تولید شده به روش LHS باشد در آن صورت برای تولید متغیرهای تصادفی وابسته با توزیع لوگ نرمال از رابطه (۱۹) استفاده می‌کنیم.

$$Y = \ln \mu_x + \tilde{L}Z \quad (19)$$

که در این رابطه \tilde{L} ماتریس پایین مثلثی متناظر با ماتریس کواریانس به دست آمده از روش تجزیه چولسکی می‌باشد. برای توسعه رابطه فوق برای سایر تیرها و ستون‌ها، ماتریس نرمالیزه شده (بی بعد) از متغیرهای تصادفی وابسته را به شکل رابطه (۲۰) تولید می‌کنیم.

$$(X)_{ij} = \frac{(Y)_{ij} - \ln(\mu_{x_j})}{\sigma_{\ln x_j}} \quad (20)$$

$$(i=1:281 \& j=1:12)$$

ماتریس X یک ماتریس چند متغیره از متغیرهای وابسته نرمالیزه شده با میانگین صفر و انحراف معیار یک است. در این تحقیق برای کاهش ابعاد مسئله از روش نرمالیزاسیون عدم قطعیت‌ها استفاده شده که باعث می‌شود تعداد عدم قطعیت‌ها به ۱۲ کاهش پیدا کند و چنانچه از این روش استفاده نمی‌شد به ازای هر تیر یا ستون ۶ عدم قطعیت داشتیم که با ضرب در تعداد تیرها و ستون‌های سازه، تعداد کل عدم قطعیت‌های سازه حاصل می‌شد. برای لحاظ نمودن عدم قطعیت‌های موجود در پیش‌بینی شدت لرزه‌ای نیز یک رکورد زمین‌لرزه، به نحوی مقیاس می‌شود تا محدوده وسیعی از شدت‌ها را در برگیرد و همچنین برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در محتوای فرکانسی و شکل طیفی زلزله‌ها، تعداد قابل قبولی از رکوردهای زمین‌لرزه مورد استفاده قرار می‌گیرد.

به منظور تعیین داده‌های ورودی برای تشکیل سطوح پاسخ برای ۱۲ عدم قطعیت شناختی، ۲۸۱ نمونه وابسته نرمالیزه شده (X) تولید و شبیه سازی می‌شود. سپس برای هر یک از شبیه سازی‌های انجام شده و با داشتن ۴۴ رکورد معرفی شده تحلیل‌های دینامیکی افزایشی سازه با استفاده از الگوریتم هانت-فیل انجام شده و پاسخ متناظر با فروریزش سازه ($SA_{collapse}$) برای هر رکورد بدست می‌آید سپس میانگین و انحراف استاندارد پاسخ‌های متناظر با فروریزش برای ۴۴ رکورد را بدست آورده و تحت عنوان میانگین ظرفیت فروریزش سازه ($\mu_{IM_{cap}}$) یا (μ_{sa}) و انحراف استاندارد فروریزش ($\sigma_{inIM_{cap}}$) یا (σ_{insa}) برای آن شبیه سازی معرفی می‌کنیم. بدین ترتیب برای ۲۸۱ نمونه تولیدی این روند تکرار می‌شود تا به ازای هر شبیه سازی یک میانگین ظرفیت فروریزش و یک انحراف استاندارد فروریزش بدست آید. که به عنوان داده‌های هدف (Target Data) در شبکه‌های عصبی و روش سطح پاسخ مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۶- پیش بینی پاسخ های فروریزش سازه

۶-۱- معیارهای ارزیابی دقت و خطای مدل

برای ارزیابی دقت و مقایسه نمودن روش های پیش بینی سه معیار ضریب همبستگی (R) میانگین مربعات خطا (MSE) و جذرمیانگین مربعات خطای پیش بینی (RMSE) مورد استفاده قرار می گیرد که مطابق روابط (۲۱) تا (۲۳) تعریف می شوند. ضریب همبستگی نشان دهنده میزان همبستگی بین مقادیر پیش بینی شده توسط مدل های شبکه عصبی و روش سطح پاسخ با مقادیر واقعی حاصل از تحلیل سازه می باشد. مقدار این ضریب همواره بین صفر و یک قرار دارد و هر چه مقدار آن به یک نزدیک تر باشد نشان دهنده عملکرد مناسب تر مدل پیش بینی می باشد. دو معیار میانگین مربعات خطا و جذر میانگین مربعات خطا دقت مدل را براساس تفاضل بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده ارزیابی می کنند و هر چه مقدار آن ها کمتر و به صفر نزدیکتر باشد نشان دهنده عملکرد مناسب تر مدل پیش بینی است.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n ((y_{obs})_i - (\bar{y}_{obs})) \times ((y_{est})_i - (\bar{y}_{est}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n ((y_{obs})_i - (\bar{y}_{obs}))^2 \sum_{i=1}^n ((y_{est})_i - (\bar{y}_{est}))^2}} \quad (21)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n ((y_{est})_i - (y_{obs})_i)^2}{n} \quad (22) \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n ((y_{est})_i - (y_{obs})_i)^2}{n}} \quad (23)$$

در این روابط y_{obs} مقدار واقعی، \bar{y}_{obs} میانگین مقادیر واقعی، y_{est} مقدار پیش بینی شده و \bar{y}_{est} میانگین مقادیر پیش بینی شده است.

۶-۲- روش سطح پاسخ برای پیش بینی پاسخ های فروریزش

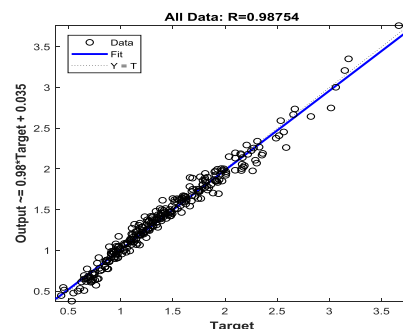
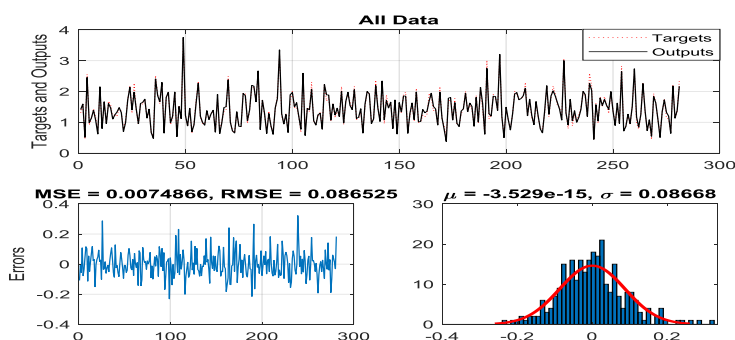
در روش سطح پاسخ می خواهیم به جای مقادیر پاسخ تبدیلی از آنرا به صورت تابعی از متغیرهای ورودی (عدم قطعیت ها) به بدست آوریم. در واقع تابعی مناسب است که بهترین برازش (Fit)، با کمترین میزان انحراف از مقادیر واقعی (کمترین خطا) را به دست دهد. اگر تعداد تولید نمونه برای متغیرهای ورودی کم باشد نمی توان تابعی را پیش بینی کرد. در این تحقیق برای بدست آوردن تعداد شبیه سازی مورد نیاز برای آنالیز دینامیکی افزایشی سازه از رابطه ارائه شده در روش طراحی مرکب مرکزی استفاده شده است، به طوری که برای بدست آوردن یک تابع مشخص برای ۱۲ عدم قطعیت، در سطح یک شانزدهم فاکتوریال با تعداد نقاط مرکزی یک، تعداد ۲۸۱ شبیه سازی مورد نیاز است. مدل پیشنهادی برای تابع پاسخ بر حسب عدم قطعیت ها به صورت مدل درجه دو (Quadratic) می باشد. هر چه میزان p-value مربوط به متغیرهای ورودی کمتر باشد مطلوب تر است و نشان می دهد که متغیرهای ورودی در پاسخ سازه دارای اهمیت بیشتر هستند. معمولاً نگاه داشتن تمامی جملات یک مدل درجه دو (رابطه ۱۱) در مدل مناسب نیست و لازم است که جملاتی که مطلوب نیستند از مدل حذف شوند تا برازش بهتری بدست آید. درجه اهمیت جملات با p-value مشخص می شوند. مقادیر p-value کوچکتر از ۰/۰۵ نشان می دهد که جمله مورد نظر با اهمیت است و مقادیر p-value بزرگتر از ۰/۱ نشان می دهد که تاثیر آن جمله در پاسخ ناچیز است [۲۸]. بنابراین تمام جملات با p-value بزرگتر از ۰/۱ از تابع میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش حذف شده اند.

رابطه (۲۴) تابع میانگین ظرفیت فروریزش و رابطه (۲۵) تابع انحراف استاندارد فروریزش برحسب متغیرهای نرمال معیار مستقل (Z) است. در شکل ۶ و ۷ قسمت (الف) نمودار همبستگی بین داده های هدف و داده های خروجی و مقدار ضریب همبستگی و قسمت (ب) نمودار داده های هدف حاصل از تحلیل های دینامیکی افزایشی و داده های خروجی یا پیش بینی شده برای ۲۸۱ شبیه سازی، مقادیر میانگین مربعات خطا و جذر میانگین مربعات خطا، نمودار هیستوگرام خطا و مقادیر میانگین خطا و انحراف استاندارد خطا برای میانگین ظرفیت

فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش به روش سطح پاسخ آورده شده است. همان طور که مشاهده می شود توزیع خطای مدل نرمال است و میانگین و انحراف استاندارد خطای حاصل از پیش بینی در هیستوگرام تقریباً برابر مقادیر میانگین مربعات خطا و جذر میانگین مربعات خطا است.

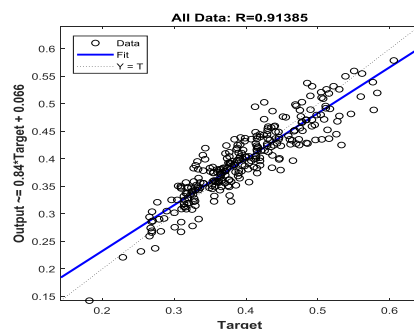
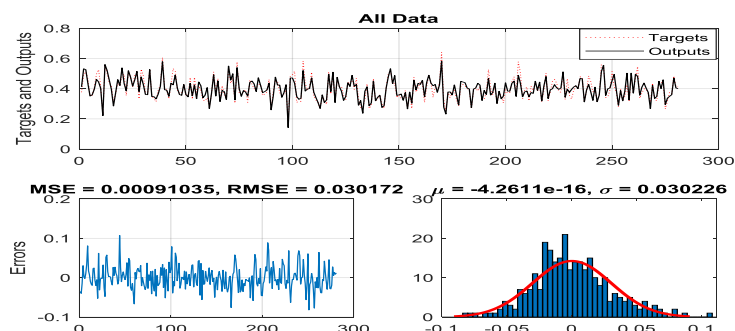
$$\begin{aligned} \mu_{sa} = & 1.493 + 10^{-2}(20.76Z_1 + 23.37Z_2 - 0.073Z_3 + 29.34Z_4 + 7.17Z_5 + 19.28Z_6 + 9.37Z_7 + 5.8Z_8 - 0.16Z_9 + 8.62Z_{10} \\ & + 4.55Z_{11} + 5.64Z_{12} - 2.13Z_1Z_2 - 1.21Z_1Z_3 + 3.53Z_1Z_4 + 3.5Z_1Z_6 + 2.14Z_1Z_7 + 6.02Z_2Z_4 + 4.36Z_2Z_6 \\ & + 1.77Z_2Z_7 + 1.19Z_2Z_8 + 2.25Z_2Z_{10} + 1.38Z_2Z_{11} + 0.97Z_2Z_{12} + 3.28Z_3Z_4 - 1.23Z_3Z_5 + 4.58Z_3Z_6 + 1.73Z_3Z_9 \\ & + 3.38Z_4Z_7 + 1.54Z_4Z_8 + 3.95Z_4Z_{10} + 1.6Z_5Z_6 + 1.7Z_5Z_{11} + 2.01Z_6Z_7 + 3.23Z_6Z_8 + 2.91Z_6Z_{10} - 2.55Z_7Z_8 \\ & + 2.41Z_7Z_9 - 1.07Z_7Z_{10} - 1.63Z_8Z_{10} - 1.91Z_8Z_{11} + 1.95Z_9Z_{10} + 1.61Z_9Z_{12} - 1.77Z_{10}Z_{11} - 2.25Z_{10}Z_{12} \\ & + 1.91Z_{11}Z_{12} + 1.39Z_2^2 - 1.34Z_3^2 + 0.82Z_4^2 - 1.68Z_6^2 - 3.63Z_{10}^2 - 1.24Z_{11}^2 - 1.39Z_{12}^2) \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{insa} = & 0.396 + 10^{-2}(2.22Z_1 + 3.52Z_2 - 0.22Z_3 - 3.97Z_4 - 0.11Z_5 + 1.14Z_6 + 1.69Z_7 + 1.6Z_8 - 0.51Z_9 + 1.28Z_{10} \\ & + 0.64Z_{11} + 1.29Z_{12} - 0.75Z_1Z_2 - 0.76Z_2Z_4 + 0.93Z_2Z_6 - 0.4Z_2Z_7 + 0.44Z_2Z_{11} + 0.7Z_3Z_6 \\ & - 0.54Z_3Z_8 + 0.56Z_3Z_9 - 0.6Z_4Z_5 - 0.49Z_4Z_6 + 0.36Z_4Z_9 - 0.46Z_4Z_{10} + 0.39Z_4Z_{11} - 0.42Z_5Z_8 \\ & + 0.59Z_5Z_{10} + 0.45Z_6Z_8 + 0.55Z_7Z_{11} - 0.65Z_{11}Z_{12}) \end{aligned} \quad (25)$$



شکل ۶-ب: داده‌های هدف و خروجی - خطا - هیستوگرام خطا برای میانگین ظرفیت فروریزش به روش سطح پاسخ

شکل ۶-الف: نمودار همبستگی بین داده‌های هدف و خروجی برای میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{sa})

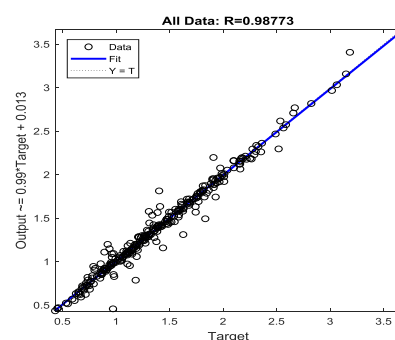
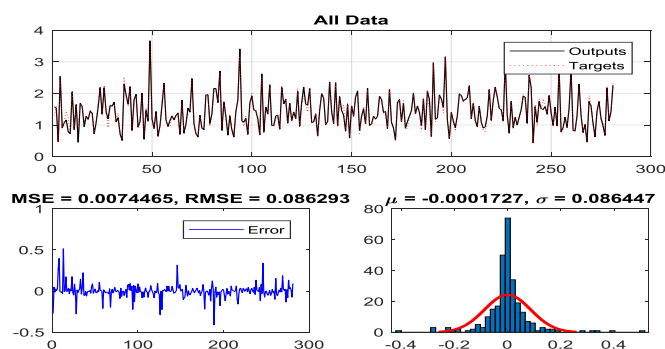


شکل ۷-ب: داده‌های هدف و خروجی - خطا - هیستوگرام خطا برای انحراف استاندارد فروریزش به روش سطح پاسخ

شکل ۷-الف: نمودار همبستگی بین داده‌های هدف و خروجی برای انحراف استاندارد فروریزش

۳-۶- شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش بینی پاسخ فروریزش

در این تحقیق از شبکه‌های عصبی MLP و GMDH برای پیش بینی منحنی‌های شکنندگی فروریزش با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های شناختی استفاده شده است. ساختار شبکه عصبی مورد استفاده در لایه ورودی، ۱۲ عدم قطعیت شناختی معرفی شده، لایه خروجی میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش می‌باشد و لایه پنهان شامل تعدادی نرون مصنوعی می‌باشد. تعداد نرون در لایه پنهان بایستی چنان انتخاب شود که خطای پیش بینی شبکه را کمینه کند. در شبکه عصبی MLP تعداد لایه پنهان شبکه، یک لایه و تعداد نرون در لایه پنهان شبکه، ۸ نرون در نظر گرفته شده است. دو تابع محرک غیرخطی (Tansing) و خطی (Purelin) برای مدل‌سازی شبکه استفاده شده است شبکه به صورت پیشخور و با الگوریتم پس انتشار خطا بوده و الگوریتم آموزشی شبکه لوبنبرگ مارکوات (Levenberg-Marquart) می‌باشد. در شبکه عصبی GMDH ماکزیمم تعداد لایه پنهان شبکه، ۵ لایه و ماکزیمم نرون در هر لایه، ۳۰ نرون در نظر گرفته شده است. در این تحقیق پاسخ‌های پیش بینی شده با کمترین خطا حاصل از چندین مرتبه سعی و خطا گزارش شده است. داده‌های ورودی در لایه ورودی شبکه‌های عصبی برای ۱۲ عدم قطعیت شناختی، ۲۸۱ متغیر نرمال معیار مستقل (Z) می‌باشد. داده‌های هدف میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش حاصل از تحلیل‌های دینامیکی افزایشی برای ۲۸۱ شیهه سازی انجام شده و داده‌های خروجی در لایه خروجی شبکه عصبی‌های نیز مقادیر میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش پیش بینی شده توسط این شبکه‌ها می‌باشند. در شکل ۸ تا ۱۱ نمودار همبستگی بین داده‌های هدف و داده‌های خروجی و مقدار ضریب همبستگی - نمودار داده‌های هدف و داده‌های خروجی و مقادیر میانگین مربعات خطا و جذر میانگین مربعات خطا - نمودار هیستوگرام خطا و مقادیر میانگین خطا و انحراف استاندارد خطا برای میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش برای شبکه عصبی MLP و شبکه عصبی GMDH نشان داده شده است.

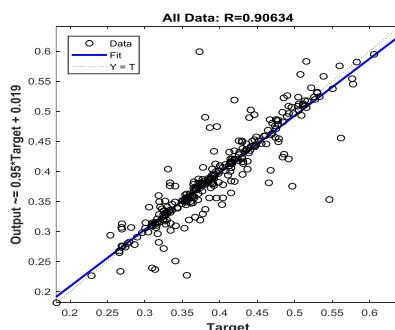
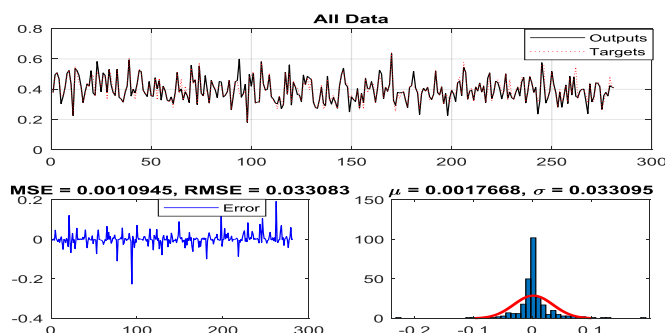


شکل ۸-ب: داده‌های هدف و خروجی - خطا - هیستوگرام خطا برای میانگین ظرفیت فروریزش

به روش شبکه عصبی MLP

شکل ۸-الف: نمودار همبستگی بین داده‌های هدف و

خروجی برای میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{sa})

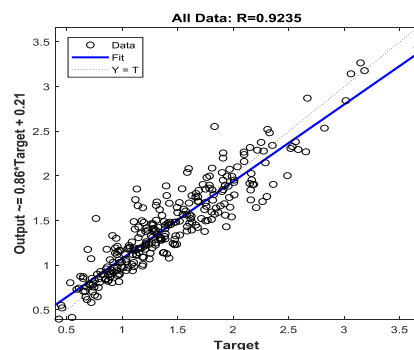
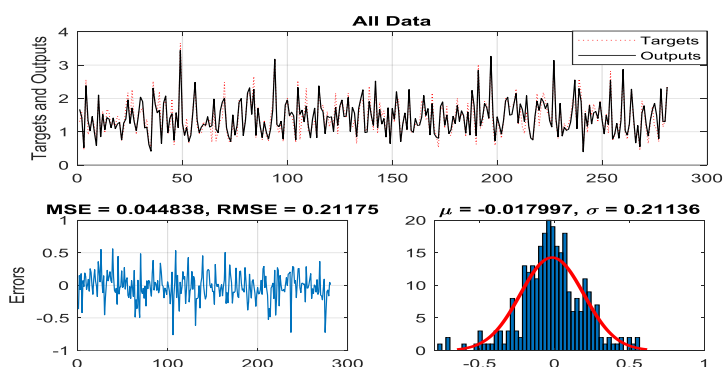


شکل ۹-ب: داده‌های هدف و خروجی - خطا - هیستوگرام خطا برای انحراف استاندارد فروریزش

به روش شبکه عصبی MLP

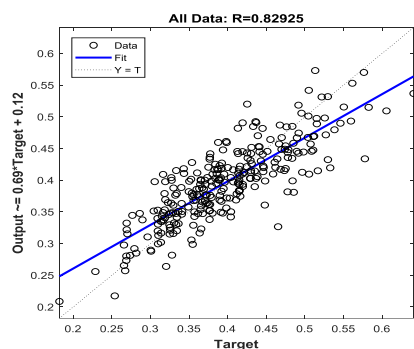
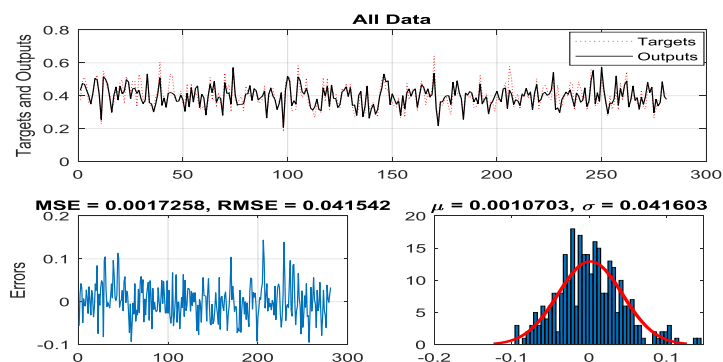
شکل ۹-الف: نمودار همبستگی بین داده‌های هدف و

خروجی برای انحراف استاندارد فروریزش



شکل ۱۰-ب: داده‌های هدف و خروجی-خطا-هیستوگرام خطا برای میانگین ظرفیت فروریزش به روش شبکه عصبی GMDH

شکل ۱۰-الف: نمودار همبستگی بین داده‌های هدف و خروجی برای میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{sa})



شکل ۱۱-ب: داده‌های هدف و خروجی-خطا-هیستوگرام خطا برای انحراف استاندارد فروریزش به روش شبکه عصبی GMDH

شکل ۱۱-الف: نمودار همبستگی بین داده‌های هدف و خروجی برای انحراف استاندارد فروریزش

۷- مقایسه بین روش‌های مختلف پیش‌بینی

برای مقایسه بین روش‌های مختلف پیش‌بینی سه آزمون مختلف در این تحقیق استفاده شده است

در آزمون نخست، مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های هدف و داده‌های خروجی، میانگین مربعات خطا و جذر میانگین مربعات خطا برای ۲۸۱ شبیه‌سازی، در شکل‌های ۶ تا ۱۱ و جداول ۳ تا ۵ برای پاسخ‌های فروریزش سازه آورده شد. با مقایسه جداول ۳ تا ۵ مشاهده می‌شود اگرچه کمترین خطا و بهترین تخمین پاسخ‌های میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش به ترتیب مربوط به روش سطح پاسخ، شبکه عصبی MLP و شبکه عصبی GMDH است اما اختلاف مقادیر خطای پیش‌بینی (RMSE) بین دو روش سطح پاسخ و شبکه عصبی MLP ناچیز است.

جدول ۵: مقادیر ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و جذرمیانگین مربعات خطا برای

جدول ۴: مقادیر ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و جذرمیانگین مربعات خطا برای

جدول ۳: مقادیر ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا و جذرمیانگین مربعات خطا برای

انحراف استاندارد فروریزش (σ_{insa})

σ_{insa}	R	MSE	RMSE
RSM	0.9139	0.0009104	0.03017
MLP	0.9063	0.001095	0.03308
GMDH	0.8293	0.001726	0.04154

میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{insa})

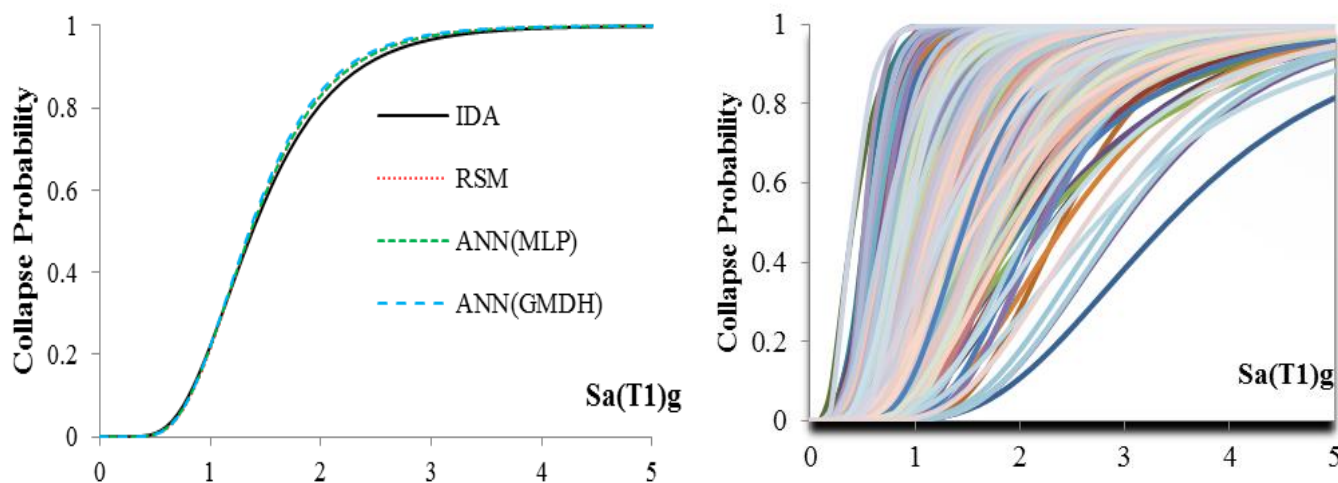
μ_{insa}	R	MSE	RMSE
RSM	0.9928	0.002148	0.04634
MLP	0.9857	0.004286	0.06547
GMDH	0.9384	0.0178	0.13343

میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{sa})

μ_{sa}	R	MSE	RMSE
RSM	0.9875	0.007487	0.08653
MLP	0.9877	0.007447	0.08629
GMDH	0.9235	0.044838	0.21175

در شکل ۱۲ منحنی‌های شکنندگی فروریزش با لحاظ کردن عدم قطعیت‌ها ترسیم گردیده است، یعنی برای هر شبیه سازی انجام شده برای عدم قطعیت‌ها، یک منحنی شکنندگی بدست می‌آید (در کل ۲۸۱ منحنی شکنندگی). با توجه به شکل، با لحاظ نمودن عدم قطعیت‌ها، طیف وسیعی از منحنی‌های شکنندگی برای شبیه سازی‌های انجام شده ترسیم می‌شوند. برای میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{sa}) برای حالت در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها، کمترین و بیشترین مقدار حاصل از ۲۸۱ شبیه سازی انجام شده به ترتیب برابر ۰/۴۳ و ۳/۶۶۵ و برای حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت برابر ۱/۵۰۴ است. برای میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{insa}) کمترین و بیشترین مقدار حاصل از ۲۸۱ شبیه سازی به ترتیب برابر ۰/۹۱۷- و ۱/۲۲۶ و برای حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت برابر ۰/۳۲۴ است. برای انحراف استاندارد فروریزش (σ_{insa}) کمترین و بیشترین مقدار حاصل از ۲۸۱ شبیه سازی به ترتیب برابر ۰/۱۸۲ و ۰/۶۴۱ و برای حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت برابر ۰/۴۲۲ است.

در آزمون دوم برای حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت (حالتی که همه عدم قطعیت‌ها مقدار میانگین خود را دارند) مقادیر میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش را به روش‌های تحلیل دینامیکی افزایشی، روش سطح پاسخ، شبکه عصبی MLP و شبکه عصبی GMDH بدست آورده و منحنی‌های شکنندگی متناظر را در شکل ۱۳ ترسیم می‌کنیم. همان‌طور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود در حالتیکه همه عدم قطعیت‌ها مقدار میانگین خود را دارند مقدار میانگین خود را دارند مقدار میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{sa}) برابر ۱/۵۰۴ است. مقدار μ_{sa} در روش سطح پاسخ با ۰/۷٪ خطا، شبکه عصبی MLP با ۱/۳٪ خطا و شبکه عصبی GMDH با ۳/۹۲٪ خطا پیش‌بینی می‌شود. مقدار میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{insa}) برابر ۰/۳۲۴ است، مقدار μ_{insa} در روش سطح پاسخ با ۲/۷٪ خطا، شبکه عصبی MLP با ۳/۷٪ خطا و شبکه عصبی GMDH با ۶/۹٪ خطا پیش‌بینی می‌شود. مقدار انحراف استاندارد فروریزش (σ_{insa}) برابر ۰/۴۲۲ است که مقدار σ_{insa} در روش سطح پاسخ با ۶/۱۶٪ خطا، شبکه عصبی MLP با ۵/۳٪ خطا و شبکه عصبی GMDH نیز با ۷/۹۳٪ خطا پیش‌بینی می‌شود.



شکل ۱۲: منحنی‌های شکنندگی فروریزش با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌ها حاصل از ۲۸۱ شبیه سازی

شکل ۱۳: تخمین منحنی‌های شکنندگی فروریزش در حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت (همه عدم قطعیت‌ها دارای مقدار میانگین خود باشند)

در آزمون سوم مقادیر Sa متناظر با احتمال وقوع فروریزش در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ را برای حالتی که همه عدم قطعیت‌ها مقدار میانگین خود را دارند، به روش IDA، RSM، MLP و GMDH در جدول ۷ آورده شده است. مقادیر Sa حاصل از تحلیل دینامیکی افزایشی متناظر با احتمال فروریزش در سطوح مذکور به ترتیب برابر ۰/۹۱، ۱/۳۹ و ۲/۱۱ است. حداکثر خطای پیش‌بینی ایجاد شده در سطوح مذکور در RSM برابر ۳/۳۲٪، در MLP برابر ۳/۳۲٪ و در GMDH برابر ۵/۲۱٪ است.

جدول ۷: مقادیر S_a متناظر با احتمال وقوع فروریزش در سطوح ۰.۱۶٪، ۰.۵۰٪ و ۰.۸۴٪ در حالتیکه همه عدم قطعیت‌ها مقدار میانگین خود را دارند.

احتمال فروریزش	IDA	RSM	MLP	GMDH
16%	0.91	0.93	0.92	0.92
50%	1.39	1.38	1.37	1.35
84%	2.11	2.03	2.03	2

جدول ۶: تخمین میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش در حالتیکه همه عدم قطعیت‌ها مقدار میانگین خود را دارند

	IDA	RSM	MLP	GMDH
μ_{sa}	1.504	1.493	1.524	1.445
μ_{insa}	0.324	0.315	0.312	0.3018
σ_{insa}	0.422	0.3964	0.3996	0.3918

در آزمون چهارم مقادیر میانگین ظرفیت فروریزش (μ_{sa}) و (μ_{insa}) و انحراف استاندارد فروریزش (σ_{insa}) در سطوح ۰.۱۶٪، ۰.۵۰٪ و ۰.۸۴٪ برای ۲۸۱ شبیه سازی و مقادیر حاصل از IDA، RSM، MLP و GMDH در جدول ۸ آورده شده است، سپس برای ۱۲ عدم قطعیت شناختی، تعداد ۱۰۰۰۰ شبیه سازی دیگر به روش LHS تولید می‌شود. اما از آنجا که برای ۱۰۰۰۰ شبیه سازی فوق انجام تحلیل‌های دینامیکی افزایشی امری بسیار زمانبر است، مقادیر میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش تنها با استفاده از شبکه‌های عصبی و روش سطح پاسخ پیش بینی می‌شوند و مقادیر میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش در سطوح ۰.۱۶٪، ۰.۵۰٪ و ۰.۸۴٪ در جدول ۸ برای ۱۰۰۰۰ شبیه سازی آورده شده است و سپس خطای ایجاد شده برای ۱۰۰۰۰ شبیه سازی نسبت به مقادیر حاصل از تحلیل‌های دینامیکی افزایشی در جداول ۹ تا ۱۱ آورده شده است. مقدار میانگین ظرفیت فروریزش سازه (μ_{sa}) در سطوح ۰.۱۶٪، ۰.۵۰٪ و ۰.۸۴٪ به ترتیب برابر ۰.۸۹، ۱.۳۴ و ۱.۹۵ است با توجه به جدول ۹ حداکثر خطای ایجاد شده برای μ_{sa} در سطوح مذکور در RSM ۲/۴۷٪، در شبکه عصبی MLP ۱/۲۷٪ و در شبکه عصبی GMDH ۸/۳۲٪ است. مقدار میانگین ظرفیت فروریزش سازه (μ_{insa}) در سطوح ۰.۱۶٪، ۰.۵۰٪ و ۰.۸۴٪ به ترتیب برابر ۰.۱۸، ۰.۲۱ و ۰.۵۸ است با توجه به جدول ۱۰ حداکثر خطای ایجاد شده برای μ_{insa} در سطوح مذکور در RSM ۶/۳۹٪، در شبکه عصبی MLP ۲/۳۴٪ و در شبکه عصبی GMDH ۷/۵۷٪ است. مقدار انحراف استاندارد فروریزش (σ_{insa}) در سطوح آماری ۰.۱۶٪، ۰.۵۰٪ و ۰.۸۴٪ به ترتیب برابر ۰.۳۲، ۰.۳۹ و ۰.۴۸ است که با توجه به جدول ۱۱ حداکثر خطای ایجاد شده برای σ_{insa} در سطوح مذکور در RSM ۲/۵۳٪، در شبکه عصبی MLP ۱/۹٪ و در شبکه عصبی GMDH ۳/۹۳٪ است.

جدول ۸: تخمین سطوح آماری ۰.۱۶٪، ۰.۵۰٪ و ۰.۸۴٪ برای میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش برای ۲۸۱ و ۱۰۰۰۰ شبیه سازی

		IDA	RSM	MLP	GMDH	RSM	MLP	GMDH
N.Samples		281	281	281	281		10000	10000
μ_{sa}	16%	0.889815	0.894587	0.901919	0.93025	0.91179	0.89639	0.9638
	50%	1.341208	1.387041	1.348254	1.395099	1.3641	1.3547	1.3421
	84%	1.946592	1.945388	1.951696	1.905712	1.9411	1.9714	1.8611
μ_{insa}	16%	-0.17628	-0.16422	-0.18216	-0.1858	-0.16501	-0.1792	-0.1722
	50%	0.20706	0.220909	0.201245	0.209917	0.21275	0.2119	0.2145
	84%	0.584525	0.563205	0.582308	0.546991	0.57535	0.5884	0.5403
σ_{insa}	16%	0.324904	0.335367	0.31851	0.339363	0.32905	0.3202	0.3328
	50%	0.389693	0.39633	0.384123	0.398435	0.39426	0.3971	0.3958
	84%	0.477648	0.462676	0.482543	0.453216	0.46554	0.4802	0.4589

جدول ۹: درصد خطای ایجاد شده در سطوح ۱۶٪ و ۵۰٪ و ۸۴٪ برای میانگین ظرفیت

فروریزش (μ_{sa})			
μ_{sa}	16%	50%	84%
RSM	2.47	1.707	0.282
MLP	0.739	1.006	1.274
GMDH	8.315	0.067	4.392

جدول ۱۰: درصد خطای ایجاد شده در سطوح ۱۶٪ و ۵۰٪ و ۸۴٪ برای میانگین ظرفیت

فروریزش (μ_{insa})			
μ_{insa}	16%	50%	84%
RSM	6.393	2.748	1.57
MLP	1.656	2.337	0.663
GMDH	2.314	3.593	7.566

جدول ۱۱: درصد خطای ایجاد شده در سطوح ۱۶٪ و ۵۰٪ و ۸۴٪ برای میانگین ظرفیت

فروریزش (σ_{insa})			
σ_{insa}	16%	50%	84%
RSM	1.276	1.172	2.535
MLP	1.448	1.901	0.534
GMDH	2.43	1.567	3.925

۸- نتیجه گیری

در این تحقیق ارزیابی فروریزش یک سازه قاب خمشی بتنی با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های شناختی مورد بررسی قرار گرفته است. عدم قطعیت‌های شناختی برای ارزیابی پاسخ فروریزش، پارامترهای مربوط به منحنی ممان-چرخش اصلاح شده ایبارا-کراوینگر در تیرها و ستون‌های سازه می‌باشند. برای آنالیز عدم قطعیت، همبستگی بین عدم قطعیت‌ها در یک جز و بین دو جز سازه‌ای در نظر گرفته شده است. برای تولید متغیرهای تصادفی مستقل از روش LHS و از تجزیه چولسکی برای ایجاد متغیرهای تصادفی وابسته استفاده شده است. با تولید ۲۸۱ شبیه سازی برای عدم قطعیت‌ها با در نظر داشتن همبستگی بین آن‌ها، آنالیزهای دینامیکی افزایشی با ۴۴ شتابنگاشت معرفی شده جهت تعیین پاسخ‌های فروریزش سازه انجام شده است. برای هر شبیه سازی مقادیر میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف استاندارد فروریزش سازه تعیین شده است. برای ۲۸۱ شبیه سازی برای عدم قطعیت‌های با توجه به ۴۴ شتابنگاشت انتخابی و ۱۵ گام افزایشی برای هر شتابنگاشت با استفاده از الگوریتم هانت-فیل کلا ۱۸۵۴۶۰ آنالیز دینامیکی غیرخطی تاریخچه زمانی انجام شده است. با توجه به تلاش محاسباتی بالا جهت تعیین پاسخ‌های فروریزش برای هر شبیه سازی، از روش‌های پیش‌بینی مانند روش سطح پاسخ، شبکه عصبی MLP و شبکه عصبی GMDH استفاده شده است. برای مقایسه روش‌های پیش‌بینی مذکور با مقادیر حاصل از تحلیل‌های دینامیکی افزایشی از ۴ آزمون مختلف استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که:

- در حالتیکه همه عدم قطعیت‌ها مقدار میانگین خود را دارند، مقدار μ_{sa} در روش سطح پاسخ با ۰/۷٪ خطا، شبکه عصبی MLP با ۱/۳٪ خطا و شبکه عصبی GMDH با ۳/۹۲٪ خطا پیش‌بینی شده است. مقدار μ_{insa} در روش سطح پاسخ با ۲/۷٪ خطا، شبکه عصبی MLP با ۳/۷٪ خطا و شبکه عصبی GMDH با ۶/۹٪ خطا پیش‌بینی شده است. مقدار σ_{insa} در روش سطح پاسخ با ۶/۱۶٪ خطا، شبکه عصبی MLP با ۵/۳٪ خطا و شبکه عصبی GMDH نیز با ۷/۹۳٪ خطا پیش‌بینی شده است.

- حداکثر خطای ایجاد شده در پیش‌بینی مقادیر Sa متناظر با احتمال فروریزش در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ برای حالتی که همه عدم قطعیت‌ها مقدار میانگین خود را دارند در RSM برابر ۳/۳۲٪، در شبکه عصبی MLP برابر ۳/۳۲٪ و در شبکه عصبی GMDH برابر ۵/۲۱٪ است.

- برای ۱۰۰۰۰ شبیه سازی انجام شده با توجه به ۴۴ شتابنگاشت انتخابی و ۱۵ گام افزایشی برای هر شتابنگاشت نیازمند ۶۶۰۰۰۰ آنالیز دینامیکی غیرخطی تاریخچه زمانی هستیم که انجام این حجم آنالیز بسیار زمانبر می‌باشد اما با استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه‌های عصبی در کمترین زمان ممکن می‌توان پاسخ‌های فروریزش سازه را پیش‌بینی کرد به طوری که حداکثر خطای ایجاد شده در پیش‌بینی مقادیر μ_{sa} در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ در RSM ۲/۴۷٪، در شبکه عصبی MLP ۱/۲۷٪ و در شبکه عصبی GMDH ۸/۳۲٪ است. حداکثر خطای ایجاد شده در پیش‌بینی مقادیر μ_{insa} در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ در RSM ۶/۳۹٪، در شبکه عصبی

MLP ۲/۳۴٪ و در شبکه عصبی GMDH ۷/۵۷٪ است. حداکثر خطای ایجاد شده برای پیش بینی مقادیر σ_{insa} در سطوح ۵۰٪، ۱۶٪ و ۸۴٪ در RSM ۲/۵۳٪، در شبکه عصبی MLP ۱/۹٪ و در شبکه عصبی GMDH ۳/۹۳٪ است.

- اگرچه روش سطح پاسخ و شبکه عصبی MLP دارای دقت بالا و تقریباً یکسان و در رتبه اول پیش‌بینی منحنی‌های شکنندگی فروریزش می‌باشند اما شبکه عصبی GMDH نیز در تمامی موارد دارای خطای کمتر از ۱۰٪ بود و در صورت کافی بودن تعداد شبیه‌سازی برای عدم قطعیت‌ها می‌توان از سه روش فوق با دقت بالا جهت پیش‌بینی منحنی‌های شکنندگی فروریزش استفاده کرد.

مراجع

- [1] A. B. Liel, C. B. Haselton, G. G. Deierlein, and J. W. Baker. (2009). Incorporating modeling uncertainties in the assessment of seismic collapse risk of buildings, *Structural Safety*, 31(2), Pages 197-211.
- [2] F. Zareian and H. Krawinkler. (2007). Assessment of probability of collapse and design for collapse safety, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 36(13), Pages 1901-1914.
- [3] F. Zareian, H. Krawinkler, L. Ibarra, and D. Lignos. (2010). Basic concepts and performance measures in prediction of collapse of buildings under earthquake ground motions, *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 19(1-2), Pages 167-181.
- [4] B. Ugurhan, J. Baker, and G. Deierlein. (2014). Uncertainty estimation in seismic collapse assessment of modern reinforced concrete moment frame buildings, in *Proceedings of the 10th National Conference in Earthquake Engineering. Anchorage, Alaska*.
- [5] E. Khojastehfar, S. B. Beheshti-Aval, M. R. Zolfaghari, and K. Nasrollahzade. (2014). Collapse fragility curve development using Monte Carlo simulation and artificial neural network, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 228(3), Pages 301-312.
- [6] G. G. Deierlein, A. M. Reinhorn, and M. R. Willford. (2010). Nonlinear structural analysis for seismic design, *NEHRP seismic design technical brief, vol.4*, Pages 1-36.
- [7] Federal Emergency Management Agency. (2000) FEMA 350: Recommended Seismic Design Criteria for New Steel Moment-Frame Buildings, SAC joint Venture, Washington, DC
- [8] S. B. Beheshti-Aval, E. Khojastehfar, M. Noori, and M. Zolfaghari. (2015). A comprehensive collapse fragility assessment of moment resisting steel frames considering various sources of uncertainties, *Canadian Journal of Civil Engineering*, 43(2), Pages 118-131.
- [9] L. F. Ibarra and H. Krawinkler. (2005). Global collapse of frame structures under seismic excitations. Report No.152, Pacific Earthquake Engineering Research Center Berkeley, CA.
- [10] L. F. Ibarra, R. A. Medina, and H. Krawinkler. (2005). Hysteretic models that incorporate strength and stiffness deterioration, *Earthquake engineering & structural dynamics*, 34(12), Pages 1489-1511.
- [11] C. B. Haselton and G. G. Deierlein. (2008). Assessing seismic collapse safety of modern reinforced concrete moment-frame buildings, Report No. PEER 2007/08, Pacific Earthquake Engineering Research Center, College of Engineering, University of California, Berkeley.
- [12] C. B. Haselton, A. B. Liel, S. T. Lange, and G. G. Deierlein. (2008). Beam-column element model calibrated for predicting flexural response leading to global collapse of RC frame buildings, Report No. PEER 2007/03, Pacific Earthquake Engineering Research Center, College of Engineering, University of California, Berkeley.
- [13] D. G. Lignos and H. Krawinkler. (2010). Deterioration modeling of steel components in support of collapse prediction of steel moment frames under earthquake loading, *Journal of Structural Engineering*, 137(11), Pages 1291-1302.
- [14] O. C. Celik and B. R. Ellingwood. (2010). Seismic fragilities for non-ductile reinforced concrete frames—Role of aleatoric and epistemic uncertainties, *Structural Safety*, 32(1), Pages 1-12.
- [15] J. Park and P. Towashiraporn. (2014). Rapid seismic damage assessment of railway bridges using the response-surface statistical model, *Structural Safety*, 47, Pages 1-12.
- [16] C. C. Mitropoulou and M. Papadrakakis. (2011) Developing fragility curves based on neural network IDA predictions, *Engineering Structures*, 33(12), Pages 3409-3421.

- [17] M. Zolfaghari, A. S. BEHESHTI, and E. Khojastehfar. (2015). Uncertainty analysis using fuzzy randomness method towards development of fragility curves for moment-resisting steel structures, *SCIENTIA IRANICA*, 22(1), Pages 131-143.
- [18] F. K. G. Jough and S. Şensoy. (2016). Prediction of seismic collapse risk of steel moment frame mid-rise structures by meta-heuristic algorithms, *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 15(4), Pages 743-757.
- [19] K. Mehdizadeh and A. Karamodin. (2017). Probabilistic assessment of steel moment frames incremental collapse (ordinary, intermediate and special) under earthquake, *Journal of Structural and Construction Engineering*, 4(3), Pages 129-147.
- [20] F. Karimi Ghaleh Jough and S. Beheshti Aval. (2018). Uncertainty analysis through development of seismic fragility curve for an SMRF structure using an adaptive neuro-fuzzy inference system based on fuzzy C-means algorithm, *Scientia Iranica*, 25(6), Pages 2938-2953.
- [21] K. Mehdizadeh and A. Karamodin. (2018). Investigation of the Effect of Uncertainty of the Ibara-Madina-krawinkler Model Parameters on Seismic Collapse Capacity in Steel Moment Resisting Frames, *Journal of Structural and Construction Engineering*. (Published online).
- [22] D. Vamvatsikos and C. A. Cornell. (2002). Incremental dynamic analysis, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 31(3), Pages 491-514.
- [23] J. W. Baker and C. A. Cornell. (2006). Vector-valued ground motion intensity measures for probabilistic seismic demand analysis, Report No. 150, Pacific Earthquake Engineering Research Center, College of Engineering, University of California, Berkeley.
- [24] J. A. Anderson. (1995). An introduction to neural networks. MIT press.
- [25] M. B. Menhaj. (1998). Fundamentals of neural networks, Professor Hesabi publications, Tehran.
- [26] A. G. Ivakhnenko. (1968). The Group Method of Data of Handling; A rival of the method of stochastic approximation, *Soviet Automatic Control*, vol. 13, Pages 43-55.
- [27] M. miri, H. Beheshti nezhad, and M. Jafari. (2015). Experimental Investigation on Mechanical Properties of Concrete containing Nano Wollastonite and Modeling with GMDH-type Neural Networks, *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 46(2), Pages 143-156. (In Persian)
- [28] R. H. Myers, D. C. Montgomery, and C. M. Anderson-Cook. (2016). Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments. John Wiley & Sons.
- [29] Federal Emergency Management Agency. (2009). FEMA P-695: Quantification of Buildings Seismic Performance Factors, Federal Emergency Management Agency, Washington, DC.
- [30] A. Altoontash. (2004). Simulation and damage models for performance assessment of reinforced concrete beam-column joints, Stanford university, California.
- [31] T. B. Panagiotakos and M. N. Fardis. (2001). Deformations of reinforced concrete members at yielding and ultimate, *ACI Structural Journal*, 98(2), Pages 135-148.
- [32] Y.-K. Tung and B. C. Yen. (2005). Hydrosystems engineering uncertainty analysis. McGraw-Hill, New York.