

# بهینه‌سازی قاب فولادی خمشی تحت بار زلزله و با در نظر گرفتن قیود آسیب احتمالی

محمد پاپی<sup>۱</sup>، احسان خجسته فر<sup>۲\*</sup>، سید صادق ناصر علوی<sup>۳</sup>

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی عمران-سازه، دانشگاه ولیعصر (عج) رفسنجان

۲- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه ولیعصر (عج) رفسنجان

۳- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه ولیعصر (عج) رفسنجان

\*e.khojastehfar@vru.ac.ir

تاریخ پذیرش: [۹۸/۵/۱۳]

تاریخ دریافت: [۹۷/۲/۲۰]

## چکیده

فلسفه سنتی طراحی لرزه‌ای سازه‌ها بر مبنای نیروی اینرسی ناشی از زلزله در حال جایگزینی با فلسفه طراحی احتمالی بر مبنای عملکرد است که در این دیدگاه منحنی‌های شکنندگی نقش مهمی را دارند. منحنی‌های شکنندگی بیانگر احتمال ایجاد سطحی از آسیب (حالت حدی) در برابر تاثیر شدتی از زلزله (پارامتر شدت) هستند. در این مقاله مسئله بهینه‌سازی وزن سازه با لحاظ نمودن قیود احتمالی (احتمال فروریزش هدف) بررسی شده است. به این منظور، و برای عملی نمودن حل مسئله بهینه‌سازی، احتمال فروریزش سازه نمونه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی آموزش دیده پیش بینی شده است. علاوه بر قید احتمال فروریزش سازه؛ قیود تعینی (شامل ماکزیمم تنش و ماکزیمم تغییر مکان نسبی) با استفاده از تحلیل ماتریسی سازه مورد مطالعه، در مسئله بهینه‌سازی دخیل شده اند. بهینه‌سازی وزن سازه با استفاده از الگوریتم ژنتیک صورت گرفته شده است. در نهایت اثر مقدار احتمال فروریزش هدف، بر حاکم بودن معیار در سازه بهینه به دست آمده بررسی شده است. نتایج نشان می‌دهند که با در نظر گرفتن احتمال فروریزش بیش از ۱۰٪ برای سازه نمونه مورد مطالعه معیارهای تعینی حاکم بر وزن سازه بهینه خواهند بود و برای احتمال فروریزش هدف کمتر از این مقدار، قید آسیب احتمالی حاکم بر طرح نهایی خواهد بود.

**واژگان کلیدی:** طراحی احتمالی بر مبنای عملکرد، بهینه‌سازی سازه‌ها، منحنی شکنندگی فروریزش، بهینه‌سازی اندازه، شبکه عصبی مصنوعی، تحلیل دینامیکی افزایشی

## ۱- مقدمه

ایجاد سازه‌هایی ایمن و مقاوم سازی ساختمان‌های موجود، به شمار می‌آید. وجود عدم قطعیت‌های فراوان در جنبش‌های شدید زمین و تاثیر این عدم قطعیت‌ها در عملکرد سازه‌ها،

طراحی و ارزیابی سازه‌ها در برابر آثار ناشی از زمین لرزه در قالب مهندسی زلزله بر مبنای عملکرد، روشی نوین با هدف

سبب ارائه دیدگاه نوین بررسی احتمالی عملکرد لرزه‌ای سازه‌ها شده است. در این دیدگاه، با در نظر گرفتن آثار عدم قطعیت و بر مبنای تئوری احتمالات احتمال عملکرد لرزه‌ای سازه‌های به صورت مستقیم تعیین می‌شود [1, 2]. از سوی دیگر هدف از طراحی سازه تحت اثر بارهای مختلف، تعیین مقاطع مورد نیاز به منظور برآوردن معیارهای طراحی آیین‌نامه و در عین حال، استفاده بهینه از ظرفیت مقاطع و به تبع آن به دست آوردن کمترین وزن سازه است. در پژوهش‌های انجام شده در زمینه بهینه‌سازی لرزه‌ای سازه‌ها بیشتر پاسخ لرزه‌ای سازه در برابر یک رکورد زلزله یا میانگینی از دسته رکوردهای زلزله به عنوان معیاری برای نیل به عملکرد مطلوب سازه‌ها استفاده شده است [3, 8]. به منظور دخیل نمودن آثار عدم قطعیت‌های ناشی از جنبش‌های شدید زمین در بهینه‌سازی لرزه‌ای سازه‌ها، باید قیود احتمالی عملکرد لرزه‌ای جایگزین قیود تعیینی شود.

مشارکت قابل توجه فروریزش ساختمان‌ها در خسارت‌های اقتصادی و تلفات جانی ایجاد شده در زلزله‌های گذشته [9]، اهمیت بررسی این حالت حدی در بررسی عملکردی لرزه‌ای سازه‌ها را نشان می‌دهد. حالت حدی فروریزش جانبی در اثر ایجاد مفاصل پلاستیک متوالی در اعضای سازه و ایجاد ناپایداری جانبی در اثر تغییر مکان جانبی زیاد و زوال پارامترهای سختی و مقاومت مفاصل پلاستیک در تغییر مکان‌های اعمالی رفت و برگشتی ناشی از زلزله ایجاد می‌شود [10]. احتمال وقوع این حالت حدی در سازه‌ها تحت جنبش‌های شدید زمین، با استفاده از منحنی شکنندگی فروریزش بیان می‌شود. در بسیاری از پژوهش‌های اخیر روش‌های تعیین و پارامترهای موثر بر منحنی شکنندگی فروریزش سازه‌ها بررسی شده‌اند [11]. تابع احتمالی لوگ نرمال با دو پارامتر میانگین و انحراف استاندارد، توزیع احتمالی مناسب به منظور ارائه منحنی شکنندگی فروریزش تعیین شده است [12].

کارایی روش تحلیل دینامیکی افزایشی [13]، در زیر مجموعه روش‌های تحلیلی، به منظور تعیین منحنی شکنندگی فروریزش و دخیل نمودن عدم قطعیت‌های ناشی از جنبش‌های شدید زمین زلزله در پژوهش‌های قبل نشان داده شده است

[12]. در این روش تحلیل تاریخیچه زمانی غیرخطی مدل عددی سازه مورد نظر تحت چندین رکورد زلزله با شدت‌های فزاینده صورت می‌گیرد. ناپایداری مدل عددی، که مشخص کننده ایجاد فروریزش جانبی سازه واقعی است، زمانی حاصل می‌شود که در شدت مورد نظر همگرایی در مدل عددی، با استفاده از تمامی الگوریتم‌های موجود، امکان پذیر نباشد. توزیع لوگ نرمال برازش شده بر مقادیر شدت‌های به دست آمده در مرحله قبل نشان دهنده منحنی شکنندگی فروریزش خواهد بود. از تحلیل دینامیکی افزایشی به منظور دخیل نمودن عدم قطعیت‌های ناشی از جنبش‌های شدید زمین در منحنی شکنندگی، تحلیل احتمالی نیاز لرزه‌ای، تحلیل احتمالی ظرفیت و قابلیت اطمینان لرزه‌ای سازه‌ها استفاده شده است.

گانزرلی و همکاران را می‌توان از پیشگامان استفاده کنندگان از معیارهای عملکردی در قیود بهینه‌سازی دانست [4]. در پژوهش یاد شده، ضوابط طراحی لرزه‌ای عملکردی در دستورالعمل‌های FEMA و در قالب بیشترین چرخش مفاصل پلاستیک مد نظر قرار گرفته شده است همچنین فراجیاداکیس و پاپادراکاکیس<sup>1</sup> روشی را برای بهینه‌سازی بر مبنای آنالیز تاریخیچه زمانی و پاسخ‌های غیرخطی در دو گام (به صورت قطعی و احتمالاتی) و با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی تکاملی ارائه نمودند [14].

علیمراد و همکاران از الگوریتم ژنتیکی تکاملی با تناسب شعاعی و توابع تناسب متعادل برای تولید راه‌حل‌های برای فرموله کردن طراحی بهینه مسائل در چارچوب طراحی مبتنی بر عملکرد احتمالی استفاده نمودند [15]. در پژوهش لاگروس و همکاران [21]، از مبحث بهینه‌سازی سازه‌ها به عنوان ابزار برای اولویت بندی روش‌های طراحی لرزه‌ای سازه‌ها استفاده شده است. قلی زاده و همکاران [22] برای پیش‌بینی پاسخ لرزه-ای سازه‌ها از تلفیق الگوریتم‌های هوش مصنوعی استفاده نموده‌اند. همچنین با استفاده از این روش، قلی زاده و سلاجقه در پژوهش دیگری [23] بهینه‌سازی وزن سازه نمونه تحت رکورد زلزله را ارائه نمودند. همچنین در زمینه بهینه‌سازی سازه‌ها تحت رکورد زلزله حاجی رسولی‌ها و همکاران [7]

کدام از مقادیر شبیه سازی شده پارامترهای مدلسازی، تحت ۴۰ رکورد زلزله انجام شده است. مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش برای هر کدام از سازه‌های شبیه سازی شده، بر اساس منحنی‌های IDA تعیین شده‌اند. به دلیل آنکه استفاده از روش تحلیل تاریخچه زمانی افزایشی برای چندین رکورد زلزله در روند بهینه سازی از لحاظ حجم محاسبات بسیار زمان‌بر و عملاً غیر ممکن است، در تعیین احتمال آسیب در روند بهینه سازی، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. بدین منظور از داده‌های به دست آمده عددی در مرحله قبل به منظور آموزش و تست شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در نهایت بهینه سازی وزن سازه نمونه با لحاظ نمودن معیارهای متداول بیشینه تنش و تغییر مکان به همراه معیار احتمال فروریزش در شدت منطبق بر سطح خطر آیین نامه انجام شده است. همچنین آثار در نظر گرفتن مقادیر مختلف بیشینه احتمال فروریزش در قید احتمالی در نتیجه نهایی بررسی شده است. در نهایت تحلیل دینامیکی افزایشی سازه نمونه به دست آمده تحت رکوردهای زلزله انجام شده و میزان دقیق احتمال فروریزش سازه بهینه ارائه شده است. نتایج ارائه شده نشانگر آن است که اگر میزان احتمال مجاز فروریزش برابر ۱۰٪ لحاظ شود، قید احتمال فروریزش حاکم بر مسئله بهینه سازی است در حالی که برای احتمالات فروریزش هدف بیش از ۱۰٪ قیود تغییر مکان و تنش حاکم بر مسئله بهینه سازی خواهند بود و عملاً با برآورده شده قیود آیین نامه‌ای (محدودیت‌های تنش و تغییر مکان) انتظار آن است که سازه به دست آمده دارای کمینه احتمال فروریزش کمتر از ۱۰٪ باشد. نوآوری روش پیشنهادی در مقایسه با پژوهش‌های قبل، استفاده از معیار عملکردی با لحاظ نمودن آثار عدم قطعیت (در قالب احتمال حالت حدی) در قیود بهینه سازی لرزه‌ای سازه‌ها است. علاوه بر آن استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی بر مبنای پارامترهای مدلسازی مقاطع تیرها و ستون‌های سازه مورد مطالعه بخش دیگری از نوآوری موجود در مقاله است. این رویکرد در پژوهش‌های پیش [17]، به منظور دخیل نمودن منابع مختلف عدم قطعیت در

روشی برای تعیین توپولوژی بهینه سازه‌های شبه خرپا ارائه نموده‌اند.

بیشتر روش‌های بهینه‌سازی معرفی شده تنها در یک محدوده رفتاری از عملکرد سازه تبیین شده‌اند و یا از پیچیدگی‌های خاصی در محاسبات و اجرا برخوردار هستند. این در حالیست که بیشتر سازه‌ها در طول عمر مفید خود سطوح متفاوتی از شدت تحریک‌های لرزه‌ای ناشی از زلزله‌های متفاوت را تجربه می‌کنند که بسته به شدت این تحریک‌های لرزه‌ای، پاسخ آن‌ها می‌تواند در هر دو محدوده خطی و غیرخطی واقع شود. دخیل نمودن عدم قطعیت‌ها در تعیین عملکرد لرزه‌ای سازه‌ها منجر به توابع احتمالی آسیب خواهد شد. مسئله مورد نظر در مقاله حاضر، تعیین مقاطع بهینه در طراحی سازه نمونه با لحاظ نمودن احتمال حالت حدی فروریزش جانبی است. این رویکرد در راستای تعیین مقاطع بهینه سازه‌ها تحت آثار دسته‌ای از رکوردها و دخیل نمودن عدم قطعیت تصادفی در پروسه بهینه سازی، اتخاذ شده است. از این دیدگاه که مقاطع مورد استفاده از جدول پروفیل‌های ساختمانی انتخاب می‌شود، بنابراین نوع مسئله بهینه سازی به صورت گسسته و غیر خطی خواهد بود. از این جهت که الگوریتم ژنتیک به عنوان یک الگوریتم فراابتکاری دارای عملکرد مطلوب در حل مسائل بهینه سازی گسسته و غیر خطی است [25]، بنابراین در این مقاله از این روش استفاده شده است. چالش تعیین مقاطع بهینه با لحاظ نمودن معیارهای احتمال حالت حدی فروریزش، تعداد زیاد شبیه سازی و تحلیل‌های دینامیکی فراوان مورد نیاز برای هر شبیه سازی است. به منظور فائق آمدن بر این چالش از روش شبکه مصنوعی عصبی استفاده شده است.

به منظور دخیل نمودن قیود آسیب احتمالی در مسئله بهینه سازی وزن قاب نمونه، در مرحله اول به تعداد ۱۰۰ عدد شبیه سازی پارامترهای مدلسازی که معرف مقاطع مختلف قاب نمونه است، بر مبنای الگوریتم  $LHS^1$  تولید شده‌اند. تحلیل غیر خطی دینامیکی افزایشی سازه‌های به دست آمده ناشی از هر

1 Latin Hypercube Sampling

شکل ۳. بارگذاری ثقلی قاب نمونه

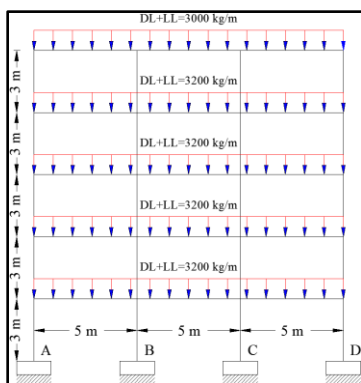


Fig. 3. Applied Graviational Load

به دلیل لزوم دخیل نمودن زوال سختی و مقاومت در مدل رفت و برگشتی غیر خطی سازه در نرم افزار OpenSees از فنرهای پیچشی با رفتار ممان-چرخش ایبارا-کراوینکلر [16] استفاده شده است. منحنی پوش رابطه ممان-چرخش در مدل ایبارا-کراوینکلر در شکل (۴) نشان داده شده است. مجموعه قوانین که مدل هیستریزس را در مدل ایبارا-کراوینکلر تعریف می‌نمایند به صورت مدل‌های دوخطی (Bilinear)، راس گرا (Pean-Oriented) و چلانده (Pinching) تعریف می‌شوند. قوانین هر کدام از مدل‌های فوق تعیین کننده رفتار باربرداری و بارگذاری مجدد است. نتایج آزمایشگاهی چنین نشان می‌دهد که با استفاده از این مدل دو خطی هیستریزس می‌توان رفتار مقاطع فشرده فولادی را مدل‌سازی نمود. شکل (۵) نشان دهنده منحنی در نظر گرفته شده در این مدل است. سازه‌های نمونه مورد مطالعه در این پژوهش شامل مدل‌های فولادی خمشی است. بنابراین از این دیدگاه در مدل‌سازی پارامترهای مدل‌سازی اتصالات این نوع سازه‌ها در این پژوهش استفاده شده است.

شکل ۴. منحنی پوش مدل ممان چرخش

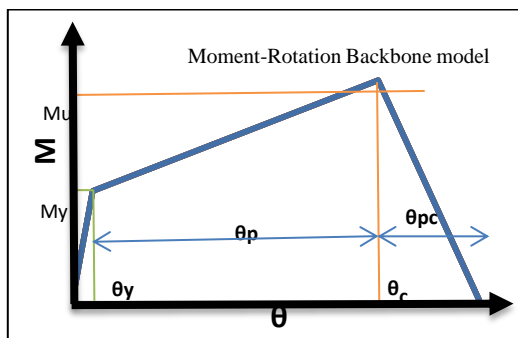


Fig. 4. Moment-rotation Backbone Model

منحنی شکنندگی استفاده شده است و در این پژوهش از رویکرد مشابه به منظور بهینه سازی لرزه‌ای سازه نمونه استفاده شده است.

## ۲- معرفی سازه مورد مطالعه

در این بخش سازه مورد مطالعه معرفی می‌شود. پلان سازه مورد مطالعه در شکل (۱) نشان داده شده است. سازه مورد نظر دارای ۵ طبقه است.

به علت متقارن بودن سازه در پلان می‌توان تحلیل دو بعدی قاب نمونه را نشان دهنده رفتار دینامیکی سازه سه بعدی دانست. به این منظور قاب نمونه دو بعدی بر اساس سطوح بارگیر به صورت ثقلی بارگذاری شده است (شکل-های ۲ و ۳).

شکل ۱. پلان سازه مورد مطالعه

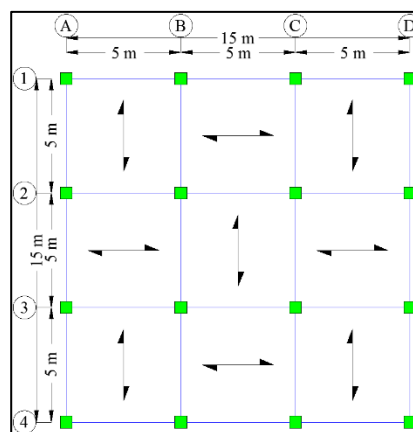


Fig. 1. Plan view of sampled structure

شکل ۲. قاب نمونه- فنرهای پیچشی

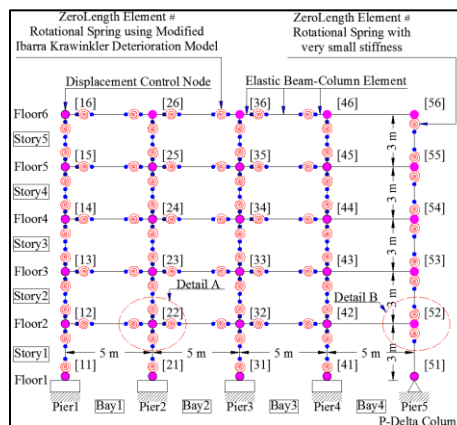


Fig. 2. Sampled Frame – Rotational Springs

### ۳- منحنی شکنندگی فروریزش

منحنی شکنندگی فروریزش نمایانگر احتمال فروریزش جانبی سازه‌ها زمانی که تحت زلزله با شدت مشخص قرار می‌گیرند، می‌باشد. توزیع احتمالی لوگ- نرمال که برای بیان میزان احتمال فروریزش استفاده می‌شود با استفاده از رابطه زیر بیان می‌شود.

$$P(\text{Collapse} | IM = im_i) = \Phi \left( \frac{\ln(im_i) - \ln(\mu_c)}{\sigma_c} \right) \quad (1)$$

که در این رابطه مقادیر  $\mu_c$  و  $\sigma_c$  به ترتیب نشان دهنده مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش،  $\Phi$  نشانگر تابع استاندارد گوس،  $im_i$  نشان دهنده متغیر شدت لرزه‌ای و  $P(\text{Collapse} | IM = im_i)$  نشان دهنده احتمال وقوع حالت حدی فروریزش به شرط اعمال شدتی مشخص از زلزله به سازه مورد مطالعه، است. تعیین پارامترهای میانگین و انحراف استاندارد در منحنی شکنندگی فروریزش با استفاده از تحلیل دینامیکی افزایشی (IDA) [13] انجام می‌شود.

شکل ۵. مدل دو خطی

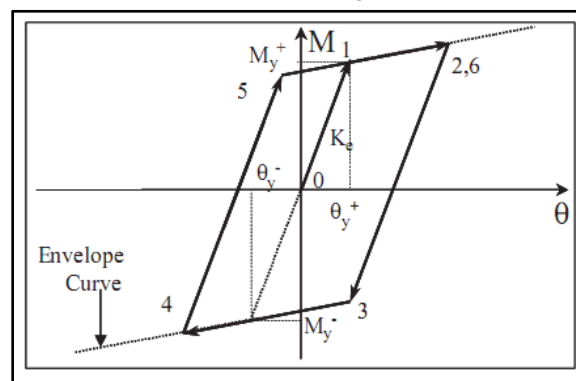


Fig. 5. Bilinear Model

در تحلیل دینامیکی افزایشی، سازه مطالعه شده تحت رکوردهای مختلف و برای هر رکورد با شدت‌های فزاینده، قرار می‌گیرد. نتیجه تحلیل دینامیکی افزایشی نمودار پاسخ لرزه‌ای سازه مورد مطالعه (به عنوان پارامتر نیاز مهندسی) در برابر شدت زلزله اعمالی (پارامتر میزان شدت) خواهد بود. به منظور

استخراج منحنی آسیب پذیری برای حالات حدی مختلف بر اساس منحنی IDA، ابتدا باید شرایط حصول به حالت حدی مورد نظر بر مبنای پارامترهای موجود در منحنی IDA، تعریف شود. به عنوان نمونه خروج از حالت خطی در منحنی IDA که بیانگر ایجاد اولین مفاصل پلاستیک در سازه است، می‌تواند بیانگر عبور از حالت حدی قابلیت استفاده بی‌وقفه در سازه نمونه باشد. حالت حدی مورد نظر در این پژوهش، فروریزش جانبی سازه است. طبق تعریف این حالت حدی به علت تغییر شکل‌های جانبی زیاد سازه، تشکیل مفاصل پلاستیک زیاد در سازه و ناپایداری سازه مورد مطالعه، اتفاق می‌افتد. طبق تعاریف موجود در تحقیقات قبل [10]، حصول به این حالت حدی در مدل عددی سازه زمانی اتفاق می‌افتد که هیچکدام از الگوریتم‌های موجود در تحلیل دینامیکی غیر خطی سازه قادر به همگرایی نباشند. در منحنی IDA، این رویداد با افقی شدن منحنی (تغییر شکل بسیار زیاد با نمو کم شدت لرزه‌ای) خود را نشان خواهد داد. برازش منحنی احتمالی لوگ- نرمال بر مقادیر شدت‌هایی از زلزله که سبب ایجاد چنین حالتی در منحنی IDA شده‌اند، نشانگر منحنی شکنندگی فروریزش خواهد بود. این برازش با استفاده از روش‌هایی مانند کمترین مربع خطاها، ماکزیمم احتمال رویداد و ... قابل حصول خواهد بود [24]. استفاده تحلیل دینامیکی افزایشی به منظور تعیین احتمال فروریزش در مسئله بهینه سازه تعریف شده، مستلزم تحلیل‌های دینامیکی غیر خطی فراوان و از نظر زمان تحلیل غیر ممکن خواهد بود. در بخش بعد رویکرد استفاده شده در این مقاله به منظور تعیین منحنی شکنندگی فروریزش و استفاده از این منحنی در بهینه‌سازی لرزه‌ای سازه مورد مطالعه بررسی شده است.

#### ۳-۱- تعیین پارامترهای موثر

در پژوهش‌های پیشین نشان داده شده است که پارامترهای  $\theta_p$ ،  $\theta_{pc}$  و  $\Lambda$  اثر بیشتری بر ظرفیت فروریزش سازه نسبت به پارامترهای مدل‌سازی دیگر دارند [10, 12]. پارامترهای  $\theta_p$  و  $\theta_{pc}$  در شکل (۴) نشان داده شده‌اند. پارامتر  $\Lambda$  نشان دهنده ظرفیت انرژی کل تلف شده در بارگذاری رفت و برگشتی برای جزء

فروریزش به صورت دقیق تعیین شده‌اند. از مقادیر به دست آمده به صورت دقیق، به منظور آموزش و تست شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است.

### ۲-۳- شبکه عصبی مصنوعی

در شبکه عصبی پیشنهادی، پارامترهای مدل‌سازی سازه، بردار ورودی با شش مولفه (سه پارامتر مربوط به ستون‌ها و سه پارامتر مربوط به تیرها) را تشکیل می‌دهند. ساختار مناسب شبکه عصبی از نظر تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرونهای هر لایه و تابع انتقال مناسب با توجه به داده‌های موجود و با استفاده از آزمون و خطا تعیین می‌شود. لایه خروجی و هدف شبکه‌های پیشنهادی تخمین میزان میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش است. بنابراین با توجه به داده‌های به دست آمده تحلیلی تعداد ۱۰۰ داده ورودی (با ۶ مولفه) و خروجی (با یک مولفه) برای آموزش و تست شبکه پیشنهادی به دست آمده است. برای هر کدام از شبیه‌سازی‌های انجام شده مدل سازه مورد نظر ساخته و با انجام تحلیل دینامیکی افزایشی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش تعیین شده است. نتایج به دست آمده به منظور آموزش و درستی‌آزمایی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش استفاده شده‌اند. ورودی شبکه‌های عصبی میانگین پارامترهای مدل‌سازی تیرها و میانگین پارامترهای مدل‌سازی ستون‌ها و پارامتر خروجی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش خواهد بود.

استفاده از دو شبکه عصبی مجزا برای تخمین میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی به این لحاظ بوده است که در بیشتر موارد و از جمله این پژوهش در صورتی که شبکه عصبی برای تخمین یک پارامتر به کار گماشته شود، کارایی بیشتر و احتمالاً قابلیت تعمیم‌دهی بالاتری را دارد.

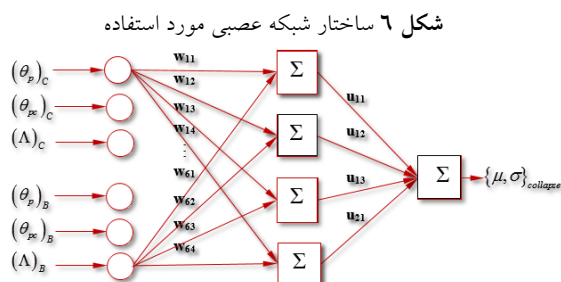
با توجه به نوع داده‌ها و آزمون و خطا و نتایج کارهای پیشین در نهایت یک شبکه دو لایه با توابع تحریک تانژانت-سیگموئید (tansig) در لایه پنهان و خطی (Purelin) در لایه خروجی برای نیل به هدف این پژوهش به دست آمده است. ساختار شبکه به دست آمده در تعیین میانگین منحنی شکنندگی

مورد مطالعه است. از این پارامتر در رابطه تعیین میزان زوال سختی و مقاومت در رفتار هیستریزس جزء مورد مطالعه استفاده می‌شود [16]. توزیع احتمالی لوگ-نرمال به منظور بیان عدم قطعیت در این پارامترها پیشنهاد شده است. پارامترهای این توزیع‌های احتمال بر مبنای نتایج آزمایشگاهی در جدول (۱)، نشان داده شده‌اند.

جدول ۱. پارامترهای مدل‌سازی

Box Section (Columns)							
Mean		Standard Deviation			Mean	Standard Deviation	
$\theta_p$	$\theta_{pc}$	$\Lambda$	$\theta_p$	$\theta_{pc}$	$\Lambda$	$M_c^-/M_y$	$M_c/M_y$
0.011	0.07	0.4	0.57	0.92	0.96	1.11	0.05
W Section (Beams)							
0.025	0.16	1	0.43	0.41	0.43	1.11	0.05

Table 1. Modeling Parameters



Fi .6. Applied ANN Architecture

به منظور تخمین احتمال فروریزش سازه مطالعه شده، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. از این رویکرد در پژوهش‌های پیشین در زمینه دخیل نمودن عدم قطعیت‌های پارامترهای مدل‌سازی در منحنی شکنندگی فروریزش استفاده شده است [17]. به این منظور، ابتدا با استفاده از روش شبیه‌سازی LHS، تعداد ۱۰۰ مقدار برای پارامترهای  $\theta_p$ ،  $\theta_{pc}$  و  $\Lambda$  برای تیرها و ستون‌های فولادی شبیه‌سازی شده است. مقادیر شبیه‌سازی شده برای پارامترهای فوق در جدول (۲) نمایش داده شده‌اند. برای هر کدام از قاب‌های شبیه‌سازی شده تحلیل دینامیکی افزایشی تحت ۴۰ رکورد (تحت عنوان رکوردهای LMSR-N<sup>1</sup> در گزارش منبع [18])، انجام شده است و پارامترهای میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی

62	0.042	0.213	0.963	0.007	0.085	0.309
63	0.022	0.058	2.146	0.012	0.049	0.239
64	0.014	0.066	1.261	0.018	0.066	0.335
65	0.033	0.099	1.046	0.019	0.061	0.438
66	0.020	0.123	0.764	0.018	0.099	0.139
67	0.039	0.082	0.688	0.007	0.118	1.284
68	0.021	0.139	1.534	0.012	0.039	0.510
69	0.039	0.132	0.912	0.022	0.019	0.147
70	0.017	0.166	1.405	0.006	0.134	0.417
71	0.014	0.295	0.573	0.019	0.048	1.905
72	0.047	0.126	1.525	0.032	0.123	0.751
73	0.012	0.129	0.442	0.007	0.029	0.582
74	0.030	0.233	1.580	0.005	0.021	0.323
75	0.032	0.130	1.612	0.011	0.196	0.211
76	0.024	0.106	0.996	0.019	0.181	0.423
77	0.021	0.160	0.579	0.010	0.772	0.179
78	0.069	0.226	0.634	0.009	0.164	0.230
79	0.022	0.136	1.201	0.011	0.016	1.432
80	0.024	0.196	1.464	0.006	0.074	1.180
81	0.016	0.182	0.490	0.006	0.491	0.811
82	0.020	0.147	1.275	0.021	0.068	1.692
83	0.020	0.155	1.866	0.013	0.170	0.153
84	0.049	0.345	0.805	0.008	0.018	0.370
85	0.019	0.093	1.108	0.020	0.370	0.494
86	0.020	0.124	0.809	0.004	0.213	1.522
87	0.022	0.146	0.683	0.010	0.081	0.516
88	0.032	0.172	1.324	0.016	0.054	0.284
89	0.015	0.251	1.224	0.008	0.042	0.673
90	0.045	0.152	0.736	0.009	0.112	1.016
91	0.013	0.144	1.064	0.012	0.011	0.445
92	0.024	0.205	0.882	0.026	0.043	0.099
93	0.011	0.151	0.548	0.017	0.205	1.604
94	0.034	0.240	0.393	0.005	0.077	0.057
95	0.031	0.150	0.976	0.008	0.056	0.373
96	0.018	0.159	0.722	0.009	0.063	0.118
97	0.030	0.158	0.792	0.020	0.040	0.274
98	0.027	0.112	0.754	0.010	0.230	0.970
99	0.041	0.097	0.616	0.007	0.320	0.177
100	0.027	0.090	0.850	0.013	0.071	1.153

Table 2. Simulated modeling parameters

شکل ۷ خصوصیات شبکه پیش‌بینی میانگین

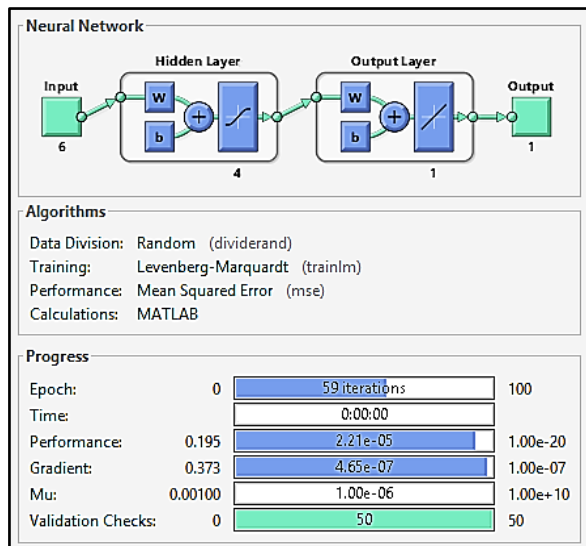


Fig. 7. NN to predict Mean Value

### ۴- تعریف مسئله بهینه‌سازی

مسئله بهینه‌سازی در این مقاله به صورت معادله (۲)

تعریف می‌شود. در این معادله  $\rho_i$ ،  $A_i$  و  $I_i$  به ترتیب نشان

فروریزش، دقت پیش‌بینی شبکه و توزیع چگالی احتمال خطا در شکل (۷) نشان داده شده است. نمودارهای مشابه، در مورد شبکه پیش‌بینی مقدار انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش در شکل (۸) نشان داده شده است.

جدول ۲. مقادیر شبیه‌سازی شده پارامترهای مدل‌سازی

No.	W Section(Beam)			Box Section(Column)		
	$\theta_p$	$\theta_{pc}$	$\Lambda$	$\theta_p$	$\theta_{pc}$	$\Lambda$
1	0.054	0.275	1.187	0.011	0.459	0.617
2	0.022	0.116	0.659	0.027	0.055	0.264
3	0.021	0.242	1.153	0.039	0.052	0.188
4	0.025	0.198	0.903	0.017	0.031	0.198
5	0.019	0.248	0.894	0.015	0.030	0.723
6	0.062	0.313	0.626	0.017	0.141	0.042
7	0.024	0.107	0.643	0.031	0.114	0.577
8	0.019	0.137	1.098	0.004	0.072	0.464
9	0.023	0.426	0.717	0.008	0.136	0.692
10	0.031	0.184	1.029	0.002	0.070	2.303
11	0.022	0.283	1.745	0.018	0.078	0.277
12	0.017	0.156	1.220	0.011	0.032	0.205
13	0.043	0.081	1.155	0.009	0.087	1.083
14	0.027	0.180	1.930	0.007	0.025	0.890
15	0.021	0.114	1.313	0.012	0.018	0.321
16	0.018	0.164	1.088	0.008	0.105	0.108
17	0.018	0.203	1.791	0.005	0.089	0.405
18	0.026	0.176	0.545	0.006	0.034	0.157
19	0.024	0.173	0.697	0.005	0.049	0.391
20	0.034	0.144	2.655	0.009	0.095	0.245
21	0.013	0.119	1.297	0.006	0.080	0.220
22	0.040	0.140	0.940	0.010	0.024	0.627
23	0.029	0.076	1.178	0.029	0.027	0.352
24	0.015	0.178	0.872	0.009	0.008	0.772
25	0.044	0.367	0.830	0.006	0.051	0.160
26	0.018	0.104	0.664	0.013	0.059	0.527
27	0.028	0.090	0.840	0.023	0.026	0.052
28	0.026	0.260	0.452	0.009	0.100	0.852
29	0.016	0.121	0.933	0.003	0.013	0.550
30	0.009	0.073	0.786	0.007	0.023	1.961
31	0.036	0.211	2.319	0.005	0.252	0.114
32	0.036	0.110	1.019	0.016	0.279	1.347
33	0.023	0.256	1.486	0.010	0.015	0.338
34	0.012	0.102	0.860	0.015	0.061	0.457
35	0.028	0.132	0.919	0.015	0.160	0.227
36	0.016	0.174	1.441	0.013	0.036	0.082
37	0.032	0.169	3.056	0.014	0.146	1.057
38	0.026	0.191	0.986	0.024	0.128	0.135
39	0.019	0.186	1.669	0.014	0.092	0.262
40	0.058	0.141	1.238	0.023	0.010	0.479
41	0.035	0.109	1.035	0.010	0.045	5.672
42	0.048	0.206	2.043	0.007	0.183	0.360
43	0.012	0.117	1.421	0.004	0.103	3.045
44	0.017	0.188	1.981	0.015	0.044	0.167
45	0.033	0.232	1.118	0.008	0.096	0.296
46	0.031	0.097	0.823	0.015	0.037	0.595
47	0.037	0.392	0.949	0.014	0.082	0.066
48	0.025	0.087	1.655	0.012	0.294	0.716
49	0.023	0.215	0.230	0.016	0.155	0.300
50	0.029	0.217	0.602	0.011	0.039	0.909
51	0.037	0.223	0.526	0.011	0.057	0.553
52	0.017	0.193	1.007	0.012	0.065	0.255
53	0.014	0.163	1.717	0.004	0.222	2.787
54	0.038	0.127	0.770	0.014	0.046	0.087
55	0.029	0.196	1.377	0.025	0.022	0.192
56	0.010	0.134	1.073	0.006	0.035	0.943
57	0.051	0.168	1.348	0.010	0.109	0.093
58	0.025	0.268	1.356	0.008	0.148	0.382
59	0.027	0.222	0.498	0.046	0.263	0.824
60	0.028	0.293	0.741	0.013	0.032	0.662
61	0.035	0.317	1.128	0.008	0.123	0.124

سازه مورد مطالعه است. بر مبنای منحنی شکنندگی فروریزش میزان احتمال فروریزش متناظر با شدت زلزله طراحی مد نظر قرار گرفته شده است. مقدار مجاز احتمال فروریزش به صورت اختیاری لحاظ شده است اما از این جهت که سطح خطر زلزله طرح، طبق آیین نامه، شدتی با احتمال وقوع ۱۰٪ در مدت زمان ۵۰ سال و سطح عملکرد مورد انتظار سازه در آیین‌نامه حفظ جان افراد داخل ساختمان (ایمنی جانی و آستانه فروریزش) می‌باشد، بنابراین به نظر می‌رسد که برای شدت معادل سطح خطر طراحی باید احتمال فروریزش برای سازه در شدت طراحی باید کمتر از ۱۰٪ لحاظ شود. بنابر توضیحات ارائه شده در پژوهش بهینه‌سازی سازه مورد مطالعه با احتمال‌های مجاز فروریزش ۷، ۸ و ۹٪ انجام شده است.

در روش بهینه‌سازی ژنتیک، تابع مقید باید به تابع غیرمقید تبدیل شود. در این راستا مسئله بهینه‌سازی مطابق رابطه (۲)، با استفاده از رویکرد توابع جریمه با ضرایب لاگرانژ [26] به تابع هدف اضافه می‌شود. بنابراین تابع هدف با لحاظ نمودن توابع جریمه مربوط به قیود مختلف به صورت رابطه (۴) بازنویسی می‌شود.

$$W^* = W + R_{p1} W \sum_{N_i} \left( \frac{\sigma_i}{\sigma^{All}} - 1 \right)^2 + R_{p2} W \sum_{N_j} \left( \frac{Drift_j}{Drift^{All}} - 1 \right)^2 + R_{p3} W \left( \frac{P(Collapse)}{P(Collapse)^{All}} - 1 \right)^2 \quad (4)$$

که در این رابطه  $W^*$  نشان دهنده تابع غیر مقید بهینه‌سازی، ضرایب  $R_{p1}$ ،  $R_{p2}$  و  $R_{p3}$  نشان دهنده ضرایب لاگرانژ مربوط به هر کدام از قیود مسئله و در همگرایی الگوریتم موثر است و  $N_j$  تعداد طبقات سازه و  $N_i$  تعداد اعضای سازه و بالانویس All نشان دهنده مقدار مجاز پارامتر مورد نظر است.

دهنده وزن مخصوص، سطح مقطع و طول المان نام سازه است. همچنین قیود استفاده شده در مسئله بهینه‌سازی (شامل قیود تعینی و احتمالی) در رابطه (۳) نشان داده شده است.

شکل ۸ ویژگی‌های شبکه پیش‌بینی انحراف استاندارد

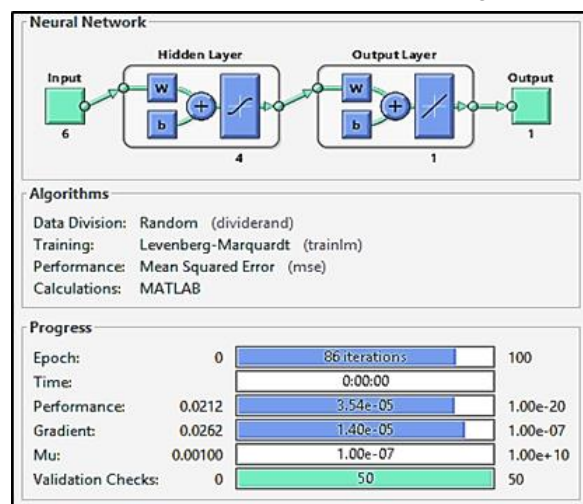


Fig. 8. NN to predict Standard Deviation Value

با توجه به رابطه فوق، هدف کمینه نمودن وزن سازه است که شامل جمع وزن‌های تمامی المان‌های تشکیل دهنده سازه است. قیود بهینه‌سازی شامل قید بیشینه تنش در اعضای سازه (به تعداد  $N_i$ ) تحت بارهای طراحی، قید بیشینه تغییر مکان نسبی طبقات برای تمامی طبقات (به تعداد  $N_j$ ) و قید آسیب احتمالی است.

$$Minimize w = \sum_{i=1}^{N_i} \rho_i A_i l_i \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \sigma_i &\leq \sigma^{all} && \Leftrightarrow i = 1, 2, \dots, N_i \\ Drift_j &\leq Drift^{all} && \Leftrightarrow j = 1, 2, \dots, N_j \\ P(Collaps) &\leq P(Collaps^{all}) \end{aligned} \quad (3)$$

در قید مربوط به آسیب احتمالی، تحت دسته رکورد مورد نظر میزان احتمال فروریزش سازه از میزان احتمال مجاز  $(P(Collaps)^{all})$  باید کمتر باشد. قید آسیب احتمالی استفاده شده این پژوهش احتمال حالت حدی فروریزش در



اند ولی قید سوم که احتمالی است بیانگر تاثیر عدم قطعیت ناشی از جنبش‌های شدید زمین روی سازه مورد مطالعه است.

#### ۵-۱ مشخصات الگوریتم ژنتیک

پارامترهای الگوریتم طراحی شده به منظور تعیین وزن بهینه سازه نمونه با استفاده از آزمون و خطا به صورت زیر تعیین شده است. تعداد جمعیت اولیه ۲۰۰، تعداد تکرار ۱۰۰، درصد تقاطع ۱/۲، نرخ جهش ۰/۱ لحاظ شده است.

$$\begin{cases} n_{\text{Population}} = 200 \\ n_{\text{Iteration}} = 100 \\ \text{Percent}_{\text{CrossOver}} = 1.2 \\ \text{Rate}_{\text{Mutation}} = 0.1 \end{cases} \quad (5)$$

در راستای تعیین آثار قید احتمال آسیب در بهینه سازی قاب مطالعه شده، ابتدا روند بهینه‌سازی قاب نمونه بدون لحاظ نمودن قید احتمالی و تنها با استفاده از قیود تعیینی انجام شده است. مقاطع به دست آمده برای ستون‌ها و تیرها در طبقات مختلف و با استفاده از سه نوع مشهور از عملگرهای انتخاب در جدول (۳) آورده شده است. همچنین تاریخچه همگرایی مسئله بهینه‌سازی در دو حالت بهترین وزن و میانگین وزن، در شکل (۹) آورده شده است. نتایج به دست آمده شامل تعیین مقاطع بهینه سازه تحت قیود تعیینی (تنش مجاز و تغییر مکان نسبی مجاز) است.

جدول ۳. نتایج بهینه سازی قاب نمونه بدون قید احتمال آسیب

وزن نهایی (تن)	مقطع تیرها	مقطع ستون‌ها	طبقه	روش انتخاب
21.414	W30×90	48×48×2	1	Roulette Wheel
	W24×84	46×46×2	2	
	W24×55	42×42×2	3	
	W21×55	38×38×2	4	
	W21×44	36×36×1.2	5	
21.537	W30×90	48×48×2	1	Tournament
	W24×76	46×46×2	5	
	W21×68	42×42×2	3	
	W21×57	40×40×2	4	
	W21×44	38×38×1	5	
21.448	W27×84	48×48×2	1	Random
	W24×84	44×44×2	2	
	W24×68	44×44×2	3	
	W21×57	38×38×2	4	
	W21×44	38×38×1	5	

Table 3. Optimum Frame Sections (Without porbable damage constraint)

## ۵- رویکرد الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی سازه مطالعه شده

تمام الگوریتم‌های بهینه‌سازی قبل از اینکه الگوریتم بهینه‌سازی باشند، الگوریتم جستجو هستند که با توجه به ضوابط برنامه‌نویسی و قیود حاکم بر هر طرح در مسیر جستجو به سمت نقاط اکسترمم تابع هدف حرکت می‌کنند. الگوریتم ژنتیک به عنوان یکی از معروفترین و کاراترین الگوریتم‌های فراابتکاری در تمام سطوح علمی برای دست‌یابی به نقطه بهینه استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک یک روش جستجوی مؤثر در فضای پاسخ مسأله است که در فرایندی تکراری میل به سوی جواب بهینه را ممکن می‌سازد. نکته قابل ذکر درباره الگوریتم ژنتیک آن است که در این الگوریتم میل به سوی هدف، جستجو از نوع جمعیت به جمعیت است. در مقابل در روش‌های مشابه از جستجوی نقطه به نقطه استفاده می‌شود [19]. این بدان معناست که الگوریتم، پاسخ‌های زیادی از فضای جستجو را هم‌زمان ارزیابی می‌کند و به تبع احتمال میل به یک بهینه محلی را کاهش می‌دهد. در این الگوریتم با توجه به نوع مسأله باید فضای جستجو به فضای قابل فهم الگوریتم ژنتیک تبدیل شود. در الگوریتم ژنتیک با یک روش ساده (استفاده از متغیرهای کد شده) به جای خود متغیرها، فضای پیوسته به فضای گسسته تبدیل می‌شود. به منظور تعیین مقاطع بهینه در قاب مورد مطالعه با لحاظ نمودن قیود تعیینی و قید احتمالی فروریزش فضای نمونه جستجو برای مقاطع تیرها و ستون‌ها از فضای نمونه اختیار شده است. همچنین برای هر کدام از مقاطع این جدول پارامترهای  $\theta_p$ ،  $\theta_{pc}$  و  $\Lambda$  برای تیرها و ستون‌های انتخابی با استفاده از روابط تحلیلی ارائه شده در منبع [20] به دست می‌آیند. سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی آموزش دیده مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش تخمین زده شده است و با مقدار مجاز آن سنجیده می‌شود. همچنین قیود دیگر (قید تنش و قید تغییر مکان نسبی) نیز با استفاده از نتایج تحلیل سازه تعیین می‌گردند و با مقادیر مجاز متناظر مقایسه می‌شوند. دو قید اول به صورت تعیینی هستند به این معنی که تحت بارگذاری ثابت تعیین شده-

(۴)، ارائه شده است. همچنین تاریخچه همگرایی الگوریتم استفاده شده برای حالت احتمال مجاز فروریزش برابر ۸٪ در شکل (۱۰) نشان داده شده است.

شکل ۱۰. تاریخچه همگرایی الگوریتم با لحاظ نمودن قید احتمال آسیب (احتمال فروریزش مجاز ۸٪)

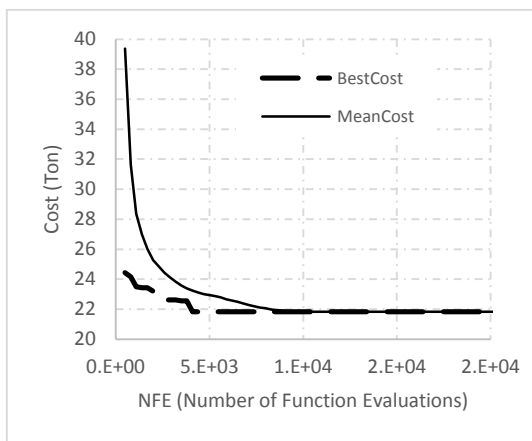


Fig. 10. Convergence History (Allowable Probability of Collapse 8%)

همچنین به منظور کنترل سازه بهینه به دست آمده از نظر برآورده نمودن قید احتمال فروریزش، منحنی آسیب پذیری فروریزش سازه به صورت دقیق (با استفاده از روش تحلیل دینامیکی افزایشی)، تعیین شده است. نتایج تحلیل دینامیکی افزایشی قاب بهینه شده تحت رکوردهای زلزله مورد نظر در حالت احتمال فروریزش مجاز برابر ۸٪، در شکل (۱۱) نشان داده شده است. در شکل (۱۱)، محور قائم نشان دهنده شتاب طیفی در مود اول سازه مورد مطالعه و محور افقی نشان دهنده بیشینه گریز طبقات تحت رکوردهای زلزله است. منحنی شکنندگی برازش شده بر داده‌های شتاب طیفی منطبق بر حالت حدی فروریزش (که نقاط ایجاد ناپایداری در منحنی‌های IDA است) دارای میانگین 0.598g و انحراف استاندارد 0.4 است. این منحنی در شکل (۱۲) نشان داده شده است. مقدار احتمال فروریزش دقیق، که در شکل (۱۲) مشخص شده است، احتمال فروریزش هماهنگ مربوط به شتاب طیفی طراحی خواهد بود. این مقدار، طبق شکل نشان داده شده، برابر 5.6% است. با توجه به شکل (۱۲)، می‌توان گفت که رویکرد مورد استفاده در این پژوهش توانسته است کارایی خود را نشان دهد. زیرا میزان

در مرحله دوم، بهینه‌سازی قاب نمونه با اضافه نمودن قید احتمال حدی فروریزش به قیود تعیینی مرحله قبل، انجام شده است. همان‌گونه که در بخش‌های پیشتر توضیح داده شد، به منظور تعیین احتمال فروریزش در شدت طراحی سازه، از شبکه عصبی آموزش دیده شده استفاده شده است.

شکل ۹. تاریخچه همگرایی الگوریتم بدون لحاظ نمودن قید احتمال آسیب

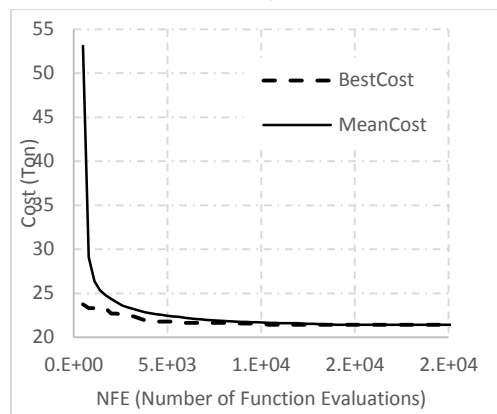


Fig. 9. Convergence History (Deterministic constraints)

جدول ۴. نتایج بهینه‌سازی قاب نمونه

وزن نهایی (تن)	مقطع تیرها	مقطع ستون‌ها	طبقه	احتمال مجاز فروریزش
25.089	W24×94	70×70×2	۱	7 %
	W21×83	54×54×2	۲	
	W21×57	44×44×2	۳	
	W21×57	44×44×2	۴	
	W21×57	28×28×2	۵	
23.251	W27×84	50×50×2	۱	8 %
	W24×62	48×48×2	۲	
	W21×93	46×46×2	۳	
	W21×57	36×36×2	۴	
	W21×57	34×34×2	۵	
21.826	W27×84	48×48×2	۱	9 %
	W24×84	46×46×2	۲	
	W21×73	42×42×2	۳	
	W21×62	40×40×2	۴	
	W21×44	38×38×1	۵	

Table 4. Optimum Frame Sections (With portable damage constraint)

نتایج بهینه‌سازی قاب مورد مطالعه در قالب مقاطع تیرها و ستون‌ها و وزن نهایی به دست آمده در این مرحله برای سه مقدار احتمال مجاز فروریزش برابر ۷، ۸ و ۹ درصد، در جدول

## ۶- نتایج و بحث

با توجه به نتایج خروجی از الگوریتم ژنتیک که در جدول (۳) ارائه شده است، می‌توان گفت که در سازه مطالعه شده؛ قید آسیب احتمالی فروریزش تا حدود احتمال فروریزش ۱۰٪ بر نتیجه نهایی به دست آمده حاکم خواهد شد. برای مقایسه نتایج احتمال‌های فروریزش ۷٪، ۸٪ و ۹٪ در طرح ارزیابی شده، و نتایج خروجی آورده شده است (جدول ۴). نتایج نشان می‌دهد هرچه قید احتمال فروریزش کوچکتر باشد، این قید موجب افزایش هرچه بیشتر سطح مقطع اعضای سازه و به تبع آن بیشتر شدن وزن کلی سازه خواهد شد. نمودار افزایش وزن سازه در قبال کاهش احتمال آسیب درای شیبی بسیار تند می‌باشد. به طوری که در احتمالات پایین‌تر فروریزش، مقاطع موجود در بازار به هیچ عنوان پاسخ‌گو نبوده و باید از مقاطع به نسبت بسیار بزرگتری در فرآیند بهینه‌سازی استفاده نمود. در مقابل هرچه قید احتمال فروریزش بزرگ‌تر شود مقاطع اعضا کاهش خواهد یافت. این موضوع تا جایی ادامه خواهد یافت که از یک آستانه به بعد (حدوداً ۱۰٪)، قیود تنش اعضا و تغییرمکان نسبی طبقات بر طرح حاکم خواهد شد.

## ۷- نتیجه‌گیری

بهینه‌سازی سازه‌ها تحت رکوردهای زلزله مستلزم تعداد تحلیل‌های دینامیکی زیاد سازه‌ها است. این امر تلاش محاسباتی فراوانی را خواهد داشت. همچنین عملکرد لرزه‌ای سازه‌ها متأثر از عدم قطعیت‌های ناشی از جنبش‌های شدید زمین است. با توجه به پارامترهای فوق، در این پژوهش به منظور تخمین میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش (که نشان دهنده عدم قطعیت موجود در عملکرد فروریزش سازه‌هاست) از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است.

داده‌های ورودی شبکه عصبی بر مبنای تحلیل دقیق سازه شبیه‌سازی شده تعیین شده است. همچنین پس از آموزش شبکه عصبی مصنوعی، بهینه‌سازی وزن سازه نمونه با لحاظ نمودن قید آسیب احتمالی فروریزش تعیین شده است. به منظور تخمین مقدار احتمال فروریزش از شبکه عصبی

احتمال دقیق فروریزش، برای سازه بهینه شده بر اساس قید احتمال فروریزش ۸٪، برابر ۵.۶٪ به دست آمده است و این مسئله بیانگر تعیین مقاطع بهینه قاب است، در حالی که آسیب احتمالی به دست آمده به روش دقیق برای اطمینان مهندسی بوده است. این سازه بهینه، با تلاش محاسباتی به مراتب کمتر از حالتی که بهینه‌سازی با استفاده از روش دقیق تحلیل سازه‌ای انجام شود به دست آمده است. این نتیجه بیانگر کارایی روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به منظور دخیل نمودن عملکرد لرزه‌ای احتمالاتی و قابلیت اطمینان لرزه‌ای در مسئله بهینه‌سازی لرزه‌ای سازه‌ها است. استفاده از این رویکرد در حل نمونه‌های بیشتر و در سازه‌های مختلف و همچنین دخیل نمودن حالت‌های حدی غیر از فروریزش در قیود بهینه‌سازی لرزه‌ای به عنوان پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود.

شکل ۱۱. نتایج تحلیل دینامیکی افزایشی قاب بهینه شده با قید احتمال

فروریزش ۸٪

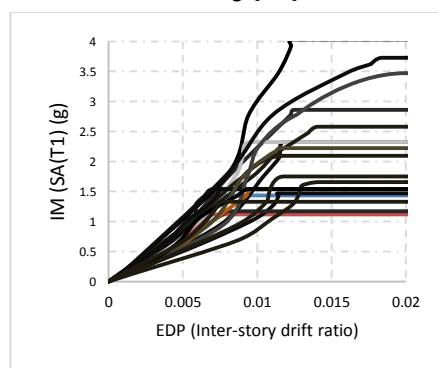


Fig. 11. IDA of optimum frame (Allowable Probability of Collapse 8%)

شکل ۱۲. منحنی شکنندگی فروریزش دقیق

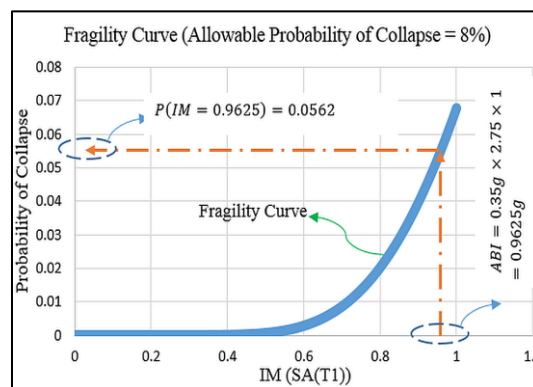


Fig. 12. Exact Fragility Curve (Allowable Probability of Collapse 8%)

- [10] Zareian, F., Krawinkler, H., Ibarra, L. and Lignos, D. (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), 167-181.
- [11] Liel, A.B., Haselton, C.B., Deierlein, G.G. and Baker, J.W., 2009. Incorporating modeling uncertainties in the assessment of seismic collapse risk of buildings. *Structural Safety*, 31(2), pp.197-211.
- [12] Ibarra, L. F. and Krawinkler, H. (2005). Global collapse of frame structures under seismic excitations. Berkeley, CA: Pacific Earthquake Engineering Research Center, Report No. 152
- [13] Vamvatsikos, D. and Cornell, C. A. (2002). Incremental dynamic analysis. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 31(3), 491-514.
- [14] Fragiadakis, M. and Papadrakakis, M., 2008. Performance-based optimum seismic design of reinforced concrete structures. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 37(6), pp.825-844.
- [15] Alimoradi, A., Pezeshk, S. and Foley, C.M., 2007. Probabilistic performance-based optimal design of steel moment-resisting frames. II: Applications. *Journal of structural engineering*, 133(6), pp.767-776.
- [16] Ibarra, L.F., Medina, R.A. and Krawinkler, H., 2005. Hysteretic models that incorporate strength and stiffness deterioration. *Earthquake engineering and structural dynamics*, 34(12), pp.1489-1511.
- [17] Beheshti-Aval, S.B., Khojastehfar, E., Noori, M. and Zolfaghari, M.R., (2015). A comprehensive collapse fragility assessment of moment resisting steel frames considering various sources of uncertainties. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 43(2), pp.118-131.
- [18] Medina, R.A. and Krawinkler, H., (2004). Seismic demands for nondeteriorating frame structures and their dependence on ground motions. Pacific Earthquake Engineering Research Center, Report No. 144.
- [19] Whitley, D., 1994. A genetic algorithm tutorial. *Statistics and computing*, 4(2), pp.65-85.
- [20] Lignos, D., 2008. Sidesway collapse of deteriorating structural systems under seismic excitations. Doctoral dissertation Stanford university.
- [21] Lagaros, N. D., Fragiadakis, M., Papadrakakis, M. and Tsompanakis, Y. (2006). Structural optimization: A tool for evaluating seismic design procedures. *Engineering structures*, 28(12), 1623-1633.
- [22] Gholizadeh, S., Salajegheh, J. and Salajegheh, E. (2009). An intelligent neural system for predicting structural response subject to earthquakes. *Advances in Engineering Software*, 40(8), 630-639.
- [23] Gholizadeh, S., and Salajegheh, E. (2009). Optimal design of structures subjected to time history loading by swarm intelligence and an advanced metamodel. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 198(37-40), 2936-2949.
- [24] Shinozuka, M., Feng, M. Q., Lee, J. and Naganuma, T. (2000). Statistical analysis of fragility curves. *Journal of engineering mechanics*, 126(12), 1224-1231
- [25] Rajeev, S. and Krishnamoorthy, C. S. (1992). Discrete optimization of structures using genetic algorithms. *Journal of structural engineering*, 118(5), 1233-1250

مصنوعی استفاده شده است و در نهایت حساسیت سازه بهینه شده در احتمال‌های مختلف فروریزش هدف تعیین شده است. با بررسی مقادیر وزن‌های بهینه به دست آمده برای سازه نمونه چنین نتیجه گیری می‌شود که تاثیر قید احتمالی فروریزش تا حدود احتمال ۱۰٪ حاکم بر طرح است و پس از آن قیود تنش و تغییر مکان (معیارهای آیین نامه طراحی) حاکم بر طرح خواهند بود. از این جهت که قاب مطالعه شده در پژوهش گذشته [17] به منظور پیش بینی میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است، در این پژوهش به همین نمونه اکتفا شده است، استفاده از روش پیشنهادی برای سازه‌های مختلف و با لحاظ نمودن قیود آسیب احتمالی در سطوح دیگر عملکردی (مانند قابلیت استفاده بی‌وقفه و ایمنی جانی) به عنوان پژوهش‌های آتی در راستای بهینه سازی لرزه‌ای سازه‌ها تحت قیود عملکردی پیشنهاد می‌شود.

## References

## ۷- مراجع

- [1] Cornell, C.A., Jalayer, F., Hamburger, R.O. and Foutch, D.A., 2002. Probabilistic basis for 2000 SAC federal emergency management agency steel moment frame guidelines. *Journal of structural engineering*, 128(4), pp.526-533.
- [2] Cornell, C.A. and H. Krawinkler, Progress and challenges in seismic performance assessment. *PEER center news*, 2000. 3(2): p. 1-3.
- [3] Gholizadeh, S. and H. Poorhoseini, Seismic layout optimization of steel braced frames by an improved dolphin echolocation algorithm. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2016. 54(4): p. 1011-1029.
- [4] Ganzerli, S., C. Pantelides, and L. Reaveley, Performance-based design using structural optimization. *Earthquake engineering and structural dynamics*, 2000. 29(11): p. 1677-1690.
- [5] Rojas, H.A., S. Pezeshk, and C.M. Foley, Performance-based optimization considering both structural and nonstructural components. *Earthquake Spectra*, 2007. 23(3): p. 685-709.
- [6] Wen, Y. and Y. Kang, Minimum building life-cycle cost design criteria. II: Applications. *Journal of Structural Engineering*, 2001. 127(3): p. 338-346.
- [7] Hajirasouliha, I., K. Pilakoutas, and H. Mghaddam, Topology optimization for the seismic design of truss-like structures. *Computers and Structures*, 2011. 89(7): p. 702-711.
- [8] Beck, J.L., et al., Multi-criteria optimal structural design under uncertainty. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 1999. 28(7): p. 741-762.
- [9] Wyllie, L. A., and J. R. Filson. "Special supplement Armenia Earthquake reconnaissance report." *Earthquake Spectra*(1989): 1-175.

# Steel moment-resisting frame optimization considering seismic effects and probabilistic constraints

Mohammad Papi<sup>1</sup>, Ehsan Khojastehfar<sup>\*2</sup>, Seyed Sadegh Naser Alavi<sup>3</sup>

1. Master of Civil Engineering - Structural Engineering, Vali-e-Asr University of Rafsanjan

2,3. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Vali-e-Asr University of Rafsanjan.

\* e.khojastehfar@vru.ac.ir

## Abstract:

Force-based seismic design, as the conventional earthquake resistant design philosophy, is going to be replaced with probabilistic performance-based design methodology. Through this method, induced damages against various levels of strong ground motions, play a dominant role. Seismic-induced damages are characterized by probabilistic damage functions, namely fragility curves. Fragility curves show the probability of exceeding damage levels (i.e. limit states) conditioned on strong ground motion intensities (i.e. Intensity Measures). Amongst well-known limit states (such as Immediate Occupancy, Life Safety and Collapse Prevention) for which the structure is to be checked, sidesway collapse limit state is of the greatest importance owing to the large amount of triggered losses during past earthquakes. Incremental Dynamic Analysis (IDA) method is the most popular method to achieve fragility curves for various limit states. Through this methodology, the structure is affected by increasing levels of ensemble of strong ground motions. For each ground motion, the intensity which causes the instability of finite element model of the structure presents the collapse points. Fitting log-normal probability distribution to the achieved intensities presents collapse fragility curves. The structure is to be checked against sidesway collapse in such a way that the probability of collapse for design-level seismic hazard is less than the pre-defined allowable probability. Optimization of structures is aimed to present the topology, shape of structures and size of structural sections in such that minimum target function (mostly the structural weight) is achieved, while various design constraints are satisfied. Size optimization of structural members has been accomplished through previous researches applying gravity and equivalent lateral forces while seismic effects are taken into consideration. Besides to achieve the optimum structures applying the physical effects of earthquakes, number of researches applied time history analysis of structures against one earthquake record or mean of number of earthquake records. To involve the effects of uncertainties regarding strong ground motions, probabilistic damage margins must be included in the optimization constraints. To achieve this goal, in this paper, weight optimization of structures considering probabilistic constraints (represented by the target collapse probability) is investigated. To achieve an efficient algorithm, the collapse fragility curve of structure is predicted by trained neural network. The network is trained based on incremental dynamic analysis of simulated models of sampled structures. Besides probabilistic constraint regarding collapse probability margin, maximum normal stress and inter-story drift ratio (as the deterministic constraints) are involved. Deterministic constraints are calculated by matrix analysis of the structure. The neural networks are trained to predict mean and standard deviation values of collapse fragility curves assuming modeling parameters as input neurons. Genetic algorithm is applied to solve the optimization problem for which the collapse probability for population of structures is predicted through the trained neural network. Finally, the effects of target collapse probability on the achieved optimum weight are examined.

Achieved results show that the probabilistic constraint governs the optimization problem if the target probability of collapse is less than 10%. Beyond this value, deterministic constraints, which are the maximum normal stress and interstory drift ratio governs the optimum weight of the sampled structure.

**Keywords:** Probabilistic performance based design, Collapse fragility curves, Size Optimization, Artificial Neural Networks, Incremental Dynamic Analysis.