# تخمین قابلیت اطمینان فروریزش سازه با استفاده از روش سطح پاسخ و هیبرید شبکههای عصبی– فازی با الگوریتمهای فراابتکاری

محمّدامین بیاری'، ناصر شابختی'، اسماعیل ایزدی زمانآبادی\*

<sup>۱</sup> دکتری سازه، دانشکده مهندسی عمران، واحد نجفآباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجفآباد، ایران <sup>۲</sup> استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران ۳ استادیار دانشکده مهندسی عمران، واحد نجفآباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجفآباد، ایران

(دریافت: ۸۵/۱۱/۲۵، پذیرش: ۲۸//۱۱/۲۸، نشر آنلاین: ۹۹/۱۱/۲۸)

#### چکیدہ

بددی برای آنها وجود ندارد، در این تحقیق، پارامترهای مربوط به منحنی ممان- چرخش اصلاح شده ایبارا (Ibarra)، مدینا (Medina) و کراوینکلر حدی برای آنها وجود ندارد، در این تحقیق، پارامترهای مربوط به منحنی ممان- چرخش اصلاح شده ایبارا (Ibarra)، مدینا (Medina) و کراوینکلر (Krawinkler) مربوط به مفاصل پلاستیک متمرکز در تیرها و ستونها در سازههای قاب خمشی به عنوان عدم قطعیتهای شناختی در نظر گرفته شده است. با توجه به عدم وجود تابع حالت حدی صریح در تعیین قابلیت اطمینان فروریزش سازه، ابتدا با استفاده از روشهای شیاختی در نظر گرفته شده مبنای مشخصات آماری و توزیع احتمالاتی عدم قطعیتها با در نظر گرفتن همبستگی بین آنها، تولید میشود و با لحاظ کردن ۴۴ شتابنگاشت و استفاده از تحلیل های دینامیکی افزایشی (IDA) پاسخ فروریزش سازه برای نمونههای تولیدی به دست می آید و تابع حالت حدی ضمنی برای سازه ایجاد میشود. برای تولید تابع حالت حدی صریح از روش سطح پاسخ استفاده شده و سپس با به کارگیری روشهای مرتبه اول، مرتبه دوم قابلیت اطمینان و روش مونت برای تولید تابع حالت حدی صریح از روش سطح پاسخ استفاده شده و سپس با به کارگیری روشهای مرتبه اول، مرتبه دوم قابلیت اطمینان و روش مونت برای تولید تابع حالت حدی صریح از روش سطح پاسخ استفاده شده و سپس با به کارگیری روشهای مرتبه اول، مرتبه دوم قابلیت اطمینان و روش مونت برای تولید تابع حالت حدی ضریح از روش سطح پاسخ استفاده شده و سپس با به کارگیری روشهای مرتبه اول، مرتبه دوم قابلیت اطمینان و روش مونت برای تولید تابع حالت حدی ضریح از روش سطح پاسخ استفاده شده و سپس با به کارگیری روشهای مرتبه اول، مرتبه دوم قابلیت اطمینان و روش مونت برای و رو در مان می می از می مانی تولید شده، با به کار گیری روشهای مرتبه اول، مرتبه دوم قابلیت اطمینان و روش مون شرای می می می مین و روش سطح پاسخ و هیبرید شری ه می می موند کارلو قابلیت اطمینان فروریزش سازه تخمین زده می شود را بیکههای عصبی از و رش سطح پاسخ و هیبرید شبکههای عصبی ازی با الگوریتمهای فرابتکاری می توان قابلیت اطمینان فروریزش سازه را

كليدواژهها: قابليت اعتماد فروريزش، تابع شرايط حدى ضمنى، تابع شرايط حدى صريح، روش سطح پاسخ، شبكه عصبى فازى.

#### ۱– مقدمه

در جهان هستی گاهی اوقات زلزلههایی رخ می دهد که عمده پیامد آن فروریزش سازهها به همراه خسارات مالی گسترده و هزاران کشته و زخمی می باشد. فروریزش جانبی سازه به صورت ناپایداری جانبی تحت جنبش های قوی زمین بیان می شود که در سال های اخیر مورد توجه محققین (Liel و همکاران، ۲۰۰۹) و (Torea و همکاران، ۲۰۱۰) واقع شده است. پیش بینی ظرفیت فروریزش سازه ها و توصیف دقیق عملکرد لرزهای نیازمند شناسایی منابع مختلف عدم قطعیت می باشد (nurha) و همکاران، ۲۰۱۴). لذا شناخت جامع عدم قطعیتهای مؤثر بر رفتار و عملکرد فروریزش سازه ها ضروری به نظر می رسد. تا از این طریق بتوان اهداف عملکردی موردنظر را به صورت کمی تخمین زد. دستیابی

به این هدف از طریق تحلیل قابلیت اطمینان لرزهای سازهها امکان پذیر است. توسعه و گسترش ریاضیات احتمالاتی بههمراه افزایش سرعت رایانهها موجب شده است که مدل سازی عدم قطعیتها و پیش بینی اهداف کمی عملکردی در سازهها موردتوجه قرار گیرد (Stewart و همکاران، ۲۰۰۲). در مفهوم فروریزش سازهها، عدم قطعیتها به سه دسته طبقهبندی میشوند. دسته اول، عدم قطعیتهای تصادفی نامیده میشوند و شامل تغییرات رکورد به رکورد می باشند. این تغییرات به دلیل تفاوت در ویژگی-های زمین لرزههای مختلف مانند مدت زمان حرکت زمین، محتوای فرکانسی زلزله و پارامترهای شدت زلزله بوده و اثر آن از طریق انجام آنالیز تاریخچه زمانی غیرخطی با تعداد مناسبی از

<sup>\*</sup> نویسنده مسئول؛ شماره تماس: ۴۲۲۹۲۶۰۳-۳۱۱

آدرس ایمیل:amin.bayari@yahoo.com (م. ا. بیاری)، shabakhty@iust.ac.ir (ن. شابختی)، e.izadi@pci.iaun.ac.ir (ا. ایزدی زمان آبادی).

شتاب نگاشتها در نظر گرفته می شود. دسته دوم، عدم قطعیت-های شناختی هستند که عموماً از کمبود دانش نسبت به رفتار اجزای سازه و ویژگیهای مدل سازهای ناشی می شوند که می توان با مطالعات دقیق تر آنها را کاهش داد (Mineghian) توصیفی (غیرعددی) می باشند، که نشان دهنده وجود تغییرات در پارامترهایی هستند که به صورت عددی بیان نمی شوند، یا مرز سازه ها متأثر از بسیاری از این نوع عدم قطعیت هاست. پارامترهایی مانند طبقه نرم، متقارن بودن هندسه سازه در پلان و ارتفاع، کیفیت ساختوساز، خطاهای انسانی و ... از جمله این پارامترها هستند (۲۰۱۲ ، Tesfamarian).

پارامتر توصیفی Construction Quality یا CQ بهعنوان نشان گر میزان کیفیت ساخت، دارای عدم قطعیت توصیفی است. برای لحاظ نمودن عدم قطعیتهای ناشی از پارامترهای توصیفی کیفیت ساخت، سطوح پاسخ سازه در سطوح مختلفی از کیفیت ساخت سازه نمونه {LOW, AVERAGE, GOOD}= تعیین می-شوند. مقادیر میانگین و انحراف استاندارد پارامترهای مدل سازی سازه، متأثر از کیفیت ساخت پایین (LOW) سبب کاهش مقدار میانگین و افزایش انحراف استاندارد در پارامترهای مدل سازی نسبت به مقادیر بهدست آمده از نتایج آزمایشگاهی می گردند Li)

ارزیابی قابلیت اطمینان سازهها بهمنظور تعیین شاخص سلامت و احتمال خرابی سازهها میباشد. هدف از به کارگیری قابلیت اطمینان سازهها فراهم نمودن یک رابطه بین احتمال خرابی سازهها و عدم قطعیتهای مرتبط با سازه و بارهای وارده بر آن میباشد. تابع شرایط حدی مرز بین سلامتی و خرابی را در سازه مشخص نموده و بسته به نوع مسائل قابلیت اطمینان و سازه موردبررسی می تواند متفاوت باشد (Nowak و Collins، ۲۰۰۰).

شبکههای عصبی بهعنوان ابزارهای مدلسازی میتواند در حل مسائل پیچیده مهندسی استفاده شوند. این شبکهها برای حالتی که بین ورودیها و خروجی سیستم رابطه غیرخطی برقرار است به نتایج قابل قبولی منتج میشود. طراحی معماری یک شبکه عصبی و نحوه آموزش آن در کارایی شبکه تأثیر بسیار زیادی دارد. توانایی الگوریتمهای تکاملی در حل مسائل بهینهسازی سبب ترغیب پژوهش گران به استفاده از این دسته الگوریتمها برای طراحی و آموزش شبکههای عصبی شده است (۱۹۹۹).

الگوریتمهای تکاملی از روشهای جستجوی تصادفی مبتنی بر جمعیت محسوب میشوند (Mitchell، ۱۹۹۸). چنانچه پیچیدگی شبکههای عصبی بسیار زیاد باشد امکان یادگیری بیش

از حد در آن وجود دارد (Cantú-Paz و Kamath ، ۲۰۰۵) که این امر سبب کاهش قدرت تعمیمدهی شبکه میشود (Andonie، ۲۰۱۰). هیبرید شبکههای عصبی روشی برای بهبود کارایی مسائل پیشبینی بهخصوص در حل مسائل پیچیده با وجود تعداد محدود نمونه است (Yao و Kork، ۲۰۰۸).

روشهای ساده مانند روش مرتبه اول ممان دوم (FOSM)<sup>۱</sup> تا روشهای پیچیده شبیه سازی مانند مونت کارلو، لاتین هایپر کیوب (LHS)<sup>۲</sup> و نمونه برداری با اهمیت برای ترکیب عدم قطعیت ها استفاده می شوند. روش های شبیه سازی نیاز به تعداد زیاد نمونه برای پوشش دادن توزیع احتمالاتی عدم قطعیت ها دارند. برای حل این مشکل روش سطح پاسخ و شبکه های عصبی در ترکیب با روش های شبیه سازی پیشنهاد شده است، تا تلاش های محاسباتی را کاهش دهد (۲۰۱۵-Beheshi و همکاران، ۲۰۱۵ ز تکنیک هایی می باشد که می توان از آن برای مدل سازی منابع عدم قطعیت در ارزیابی عملکرد لرزه ای سازه ها مورداستفاده قرار گیرد، هرچند نتایج این روش دقیق است اما کاربرد آن برای سازه-های واقعی به تلاش های محاسباتی زیادی نیازمند بوده و بسیار زمان بر می باشد (۲۰۱۳ و همکاران، ۲۰۱۲).

Deng و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از شبکههای عصبی مصنوعی شکل صریحی از تابع شرایط حدی را برای مسائل قابلیت اطمینان با تابع شرایط حدی ضمنی ارائه نمودند. روش پیشنهادی بهعنوان راهحلی برای ارزیابی قابلیت اطمینان مسائل با تابع حدی ضمنی ارائه شده است. Bucher و Most (۲۰۰۸) مقایسهای بر روی روشهای تابع پاسخ انجام دادند نتایج تحقیقات آنها نشان داد که روش سطح پاسخ بر پایه توابع چندجملهای، توابع شعاعی داد که روش سطح پاسخ بر پایه توابع چندجملهای، توابع شعاعی قابلیت اطمینان سازهها هستند که توانایی درنظر گرفتن شرایط خرابی را دارند. Cardoso و همکاران (۲۰۰۸) برای ارزیابی قابلیت اطمینان از روش شبیهسازی مونت کارلو استفاده نمودند. نتایج تحقیقات آنها نشان داد که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در کاهش زمان شبیهسازی و ارزیابی قابلیت اعتماد بسیار مؤثر است.

Park و Park و Towashiraporn ) نیز تکنیک سطح پاسخ را برای ارزیابی احتمالاتی آسیب پذیری لرزهای پل های فولادی مدنظر قرار دادند. به گونهای که با در نظر گرفتن منابع عدم قطعیت، تابع حالت حدی را به فرم چندجملهای مرتبه دوم بدون عبارت های اثر متقابل برازش نمودند و احتمال تجاوز از حالات آسیب موردنظر را بر مبنای توابع سطح پاسخ برازش یافته محاسبه نمودند. Rezaei و همکاران (۲۰۱۷) به ارزیابی قابلیت اطمینان

<sup>1.</sup> First Order Second Moment

۲۸

<sup>2.</sup> Latin Hypercube Sampling

لرزهای قابهای خمشی فولادی بهسازی شده با مهاربند همگرا پرداختند. آنها تابع حالت حدی را بر اساس حداکثر جابهجایی بام تعریف کردند و منحنیهای احتمال خرابی سازهها را بر اساس مقادیر مختلف دریفت<sup>۳</sup> بام برای سازههای موردنظر ترسیم نمودند.

Yazdani و همکاران (۲۰۱۸) به بررسی عدم قطعیتهای ناشی از روشهای انتخاب رکورد به دو شیوه سنتی و طیف میانگین شرطی، روشهای تخمین نیاز و ظرفیت لرزهای سازهها به دو روش قانون توان و نوارهای پاسخ چندگانه، اثرات در نظر گرفتن فروریزش در توزیعهای آماری و نیز تأثیر عدم قطعیتهای مبانی بر شاخص اعتماد سازه، که معیاری برای بیان عملکرد لرزه-ای سازههاست، پرداختند. نتایج تحقیق آنها نشان داد که در نظر گرفتن عدم قطعیتهای ناشی از انتخاب رکورد بر نتایج شاخص اعتماد سازهها تأثیر قابل توجهی دارد.

Gholizadeh و Aligholizadeh (۲۰۱۹) بهمنظور کاهش بار محاسباتی روش مونت کارلو یک فرامدل<sup>۴</sup> پیشنهاد کردند. بار محاسباتی فرایند طراحی لرزهای بهینه بر مبنای قابلیت اطمینان (RBOSD) بهدلیل تعداد زیاد آنالیز پوشآور غیرخطی، بسیار بالاست. برای مقابله با این مشکل از مدلهای شبکه عصبی برای پیشبینی پاسخهای لرزهای معین و احتمالاتی در طی فرایند بهینهسازی استفاده کردند. در این تحقیق یک متامدل متشکل از شد.

Rani و Rahapatra (۲۰۱۹) یک الگوریتم مناسب مدل منطقی NEURO-PSO برای آنالیز قابلیت اطمینان ارائه کردند. در این تحقیق یک الگوریتم بهینهسازی ذرات بر پایه معماری شبکه عصبی پیشرو توسعه داده شد تا در مدلهای قابلیت اطمینان مناسب باشد. استراتژی ارائه شده در این مقاله حاصل از مدل NEURO-PSO پیش بینیهای بهتری را در مسائل قابلیت اطمینان ارائه میدهد. Pourreza و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی یک روش کارآمد برای ترکیب عدم قطعیتهای مدلسازی در برآورد شکنندگی فروریزش سازههای فولادی پرداختند. در این مطالعه دو هدف دنبال شد اول، ارزیابی جامع اثرات اصلی، متقابل و درجه دوم متغیرهای تصادفی مدلسازی بر ظرفیت فروریزش سازههای فولادی و دوم، پیشنهاد یک روش کارآمد برای ایجاد سطح پاسخ (RS) در ترکیب با روش مونت کارلو برای لحاظ کردن عدم قطعیت مدلسازی در شکنندگی فروریزش سازه بود. همچنین در این تحقيق زمان دوام بهعنوان يك روش تحليل ديناميكي غيرخطي جایگزین کارآمد با زمان محاسبات کمتر برای برآورد پاسخ سازهها مورداستفاده قرار گرفت. نتایج این تحقیق نشان داد که ظرفیت

3. Drift

فروریزش سازه بسیار تحت تأثیر متغیرهای مقاومت تیرها و همچنین ظرفیت چرخش نهایی اجزای ستون است. همچنین روش زمان دوام با کاهش قابل توجه در هزینههای محاسباتی، پاسخ های قابل مقایسهای را با IDA در یک چارچوب احتمالاتی فراهم می کند.

Bayari و همکاران (۲۰۲۰) به پیشبینی منحنیهای شکنندگی فروریزش و ریسک فروریزش با در نظر گرفتن عدم قطعیتهای شناختی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش سطح پاسخ پرداختند. در این تحقیقات پارامترهای منحنی سه خطی ایبارا<sup>۵</sup>، مدینا<sup>۶</sup> و کراوینکلر<sup>۷</sup> مربوط به مدل مفصل پلاستیک در سازههای بتنی بهعنوان عدم قطعیت شناختی در نظر گرفته شد، سپس با تولید ۲۸۱ نمونه برای عدم قطعیتها و انجام IDA پاسخهای فروریزش سازه استخراج گردید. در مرحله ۱۰۰۰۰ نمونه برای عدم قطعیتها تولید شد، با توجه به این که انجام IDA برای ۱۰۰۰۰ نمونه تولیدی، امری بسیار زمانبر است، برای نمونه-های تولیدی، پاسخهای فروریزش با استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی پیشبینی شدند و خطای پیشبینی نسبت به IDA محاسبه شد. توليد ۲۸۱ نمونه برای عدم قطعيتها و انجام IDA برای نمونههای تولیدی نیز به نوبه خود نیاز به تلاش محاسباتی زیادی دارد، لذا با کاهش تعداد نمونه برای عدم قطعیتها ممکن است، پیچیدگی شبکه عصبی برای پیشبینی پاسخهای فروریزش افزایش یافته و شبکه دچار بیش برازش شده و قدرت تعميم آن كاهش يابد، لذا كاهش تعداد شبيهسازي براي عدم قطعیتها و افزایش قدرت تعمیم شبکه از طریق هیبرید شبکههای عصبی از اهداف تحقیق حاضر برای کاهش تلاش محاسباتی جهت تخمین پاسخهای فروریزش سازه میباشد.

این تحقیق به تخمین قابلیت اطمینان و احتمال خرابی سازه-هایی می پردازد که به دلیل پیچیدگی آن ها، تابع شرایط حدی دارای شکل صریح نمی باشد و به دلیل نیاز به تلاش محاسباتی بسیار بالا برای تخمین تابع شرایط حدی، کم تر مورد توجه محققین بوده است. برای ارزیابی قابلیت اطمینان سازه مورد تحقیق، ابتدا تابع شرایط حدی به فرم ضمنی با استفاده از شبیه سازی LHS برای عدم قطعیت ها و انجام آنالیزهای دینامیکی افزایشی ایجاد برای عدم قطعیت ها و انجام آنالیزهای دینامیکی افزایشی ایجاد از روش سطح پاسخ استفاده شده است. سپس با استفاده از روش-مان مرتبه اول و مرتبه دوم قابلیت اطمینان، احتمال فروریزش سازه تخمین زده شده است. همچنین در حالتی که تابع شرایط حدی دارای شکل ضمنی است از ایده استفاده از شبکه های عصبی – فازی برای تخمین قابلیت اطمینان فروریزش استفاده شده

<sup>4.</sup> Meta model

<sup>5.</sup> Ibara

<sup>6.</sup> Medina

<sup>7.</sup> Krawinkler

است. اما در حالتی که تعداد شبیه سازی برای عدم قطعیتها جهت تخمین تابع شرایط حدی، محدود و اندک باشد برای افزایش قدرت تعمیم دهی شبکه از هیبرید (ترکیب) شبکه های عصبی – فازی با الگوریتم های ژنتیک (ANFIS-GA) و الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات (ANFIS-DE) و الگوریتم تکاملی تفاضلی (ANFIS-DE) و الگوریتم کلونی مورچگان پیوسته (ANFIS-ACOR) استفاده شده است. سپس با ترکیب روش مونت کارلو با شبکه های عصبی هیبریدی قابلیت اطمینان و احتمال خرابی سازه تخمین زده می -شود.

#### ۲- مروری بر روشهای متداول ارزیابی قابلیت اطمینان

احتمال خرابی یک سازه، برابر با انتگرال تابع چگالی احتمال توأم متغیرهای تصادفی بر روی دامنه گسیختگی آن میباشد که بهصورت رابطه (۱) تعریف میشود:

$$P_f = P[g(X) \le 0]$$
  
=  $\int \dots \int f_X(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n$  (1)

که در آن  $(x_1, ..., x_n)$ ، برداری شامل متغیرهای تصادفی است که کمیتهای دارای عدم قطعیت مانند بارها، مشخصات هندسی و مکانیکی سازه را در بر می گیرد. (X) تابع چگالی احتمال توأم متغیرهای تصادفی و (X) تابع شرایط حدی می باشد. انتگرال-گیری مستقیم از رابطه (۱) برای مسائلی با سه متغیر تصادفی و بیشتر کار سختی بوده و با افزایش ابعاد انتگرال بهموازات پیچیدگی مسئله، غیرخطی بودن تابع شرایط حدی و غیرنرمال بودن تابع چگالی احتمال توأم (X) کاری دشوار و گاهی غیرممکن است. بههمین دلیل روشهای مختلف دیگری بهمنظور سادهسازی روش محاسبه احتمال خرابی در حوزه قابلیت اطمینان گسترش داده شده است (Nowak) و ۲۰۰۰). بهطور کلی روشهای شده است (Nowak) محاسبه احتمال خرابی سازهها را می توان به دو دسته شامل:

 ۱) روشهای تقریبی که مبتنی بر ارزیابی تابع شرایط حدی به صورت خطی یا مرتبه دوم و تعیین شاخص قابلیت اعتماد به-عنوان کوچک ترین فاصله از تابع شرایط حدی تا مبدأ مختصات در فضای استاندارد نرمال

۲) روشهای مبتنی بر شبیهسازی مونت کارلو تقسیمبندی کرد.

#### ۲-۱- روشهای مبتنی بر شاخص قابلیت اعتماد

در عمل متغیرهای تصادفی توسط مشخصات آماری از قبیل ممان اول (میانگین) و ممان دوم نسبت به میانگین (واریانس)

8. First Order Reliability Method

9. Secend Order Reliability Method

مشخص می شوند. روش های مبتنی بر شاخص قابلیت اطمینان جز ساده ترین روش های محاسبه احتمال خرابی سازه ها می با شند. در این روش ها شاخص قابلیت اطمینان و همچنین نقطه با بیش ترین احتمال خرابی با استفاده از بسط تابع شرایط حدی و براساس یک الگوریتم تکراری تخمین زده می شود. این روش ها در دو دسته کلی مرتبه اول (FORM)<sup>۸</sup> و مرتبه دوم قابلیت اطمینان (SORM)<sup>۹</sup> شناخته می شوند.

در روش مرتبه اول ممان دوم (FOSM) <sup>۱٬</sup> مرتبه اول به معنای در نظر گرفتن بسط مرتبه اول سری تیلور برای تابع حالت حدی مى باشد. عبارت دوم به اين خاطر است كه تنها ممان اول (میانگین) و ممان دوم (واریانس) در نظر گرفته میشود. درصورتى كه تابع حالت حدى بهصورت بسط مرتبه اول سرى تيلور در نقطه میانگین بیان شود به آن MVFOSM گفته می شود. نتایج حاصل از روشهای FORM زمانی دقیق است که تابع شرایط حدی به حالت خطی نزدیک باشد. اما در بعضی مسائل تابع شرایط حدی دارای شکل غیرخطی بوده که برای غلبه بر این مشکل، روشهای مرتبه دوم ارائه شده است. در روشهای مرتبه دوم (SORM) از تقریب مرتبه دوم تابع شرایط حدی در بسط تیلور جهت محاسبه شاخص قابليت اعتماد و احتمال خرابي سازه استفاده مي شود كه اولین بار توسط Fiessler و همکاران (۱۹۷۹) ارائه گردید. استفاده از بسط تیلور مرتبه دوم تابع شرایط حدی، شکل غیرخطی تابع را در نظر گرفته و نتایج حاصل از روشهای مرتبه اول را بهبود مىبخشد.

#### ۲-۲- روشهای شبیهسازی جهت تخمین احتمال خرابی

پرکاربردترین و قدیمیترین روش شبیهسازی جهت حل مسائل قابلیت اطمینان روش مونت کارلو میباشد که توسط Metropolis و Metropolis ارائه شده است. برخلاف روش-های FORM و SORM که برای مسائل با توابع شرایط حدی صریح، متغیرهای تصادفی غیرنرمال و مسائل با چندین نقطه طراحی، جوابهای تقریبی ارائه میدهند، روش مونت کارلو قادر به تخمین پاسخ مناسب با دقت بالا برای احتمال خرابی با توجه به تعداد شبیهسازیهای مناسب میباشد (Melchers، ۱۹۹۹). رابطه انتگرالی جهت محاسبه احتمال خرابی بهروش مونت کارلو

$$P_{f} = \int \dots \int I[g(x) < 0] f_{X}(x) dx \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} I[g(x_{i}) < 0] \qquad (\Upsilon)$$
$$\approx \frac{n_{f}}{N}$$

<sup>10.</sup> First Order Secend Momen

در رابطه (۲) مقدار تابع شمارنده (*I*) برای نمونههای تولیدشده در مرز ناحیه خرابی و داخل آن  $[0 \ge (x) = g]$  برابر یک و برای نمونه-های تولیدشده در ناحیه ایمن [0 < (x) = g] برابر با صفر است. بدین ترتیب احتمال خرابی در این روش به صورت تعداد نقاط موجود در ناحیه خرابی (*n*<sub>f</sub>) به تعداد کل نقاط تولیدشده براساس تابع چگالی احتمال متغیرها (*N*) محاسبه می گردد. روش مونت کارلو امکان محاسبه مستقیم احتمال خرابی را برای هر گونه تابع شرایط حدی بدون انجام ساده سازی و بدون نیاز به مشتق گیری از تابع را فراهم می سازد.

#### ۲-۳- قابلیت اطمینان مسائل با تابع شرایط حدی ضمنی

در بعضی مسائل قابلیت اطمینان، تابع شرایط حدی به صورت ضمنی بوده و فرم صریحی برای این تابع وجود ندارد. به خصوص برای مسائل دینامیکی غیرخطی همچون مسائل تحلیل لرزهای سازهها، شکل صریحی از توابع شرایط حدی در دسترس نیست (Achintya، ۲۰۰۶). همچنین وجود پیچیدگی هندسی و تعداد اجزا و المانهای سازه از دلایل عدم دسترسی به شکل صریح از تابع شرایط حدی میباشد. روشهای گوناگونی برای ارزیابی قابلیت اطمینان این گونه مسائل ارائه شده است: از جمله روش سطح پاسخ و شبکههای عصبی. اساس روش سطح پاسخ بر تقریب رابطهای صریح برای تابع شرایط حدی که از متغیرهای تصادفی سازه موردنظر تشکیل شده است و استفاده از تکنیکهای ارزیابی سازه موردنظر تشکیل شده است و استفاده از تکنیکهای ارزیابی ابلیت اطمینان همچون FORM دو همکاران،۲۰۰۶). فرم تابع شرایط حدی تقریب زده شده در این گونه مسائل به صورت رابطه شرایط حدی تقریب زده شده در این گونه مسائل به صورت رابطه

$$G(x) = Allowable \, Value - y(x) \tag{7}$$

که Allowable Value برابر مقدار مجاز پاسخ سازه (تنش، جابه-جایی و …) بوده که براساس مقادیر مجاز آییننامهای تعیین می شود و (y(x) برابر تابع تقریب زدهشده برای پاسخ سازه میباشد. که برای تقریب فرم صریح (G(x) میتوان از روشهایی همچون روش سطح پاسخ و شبکههای عصبی استفاده نمود (Deng و همکاران، ۲۰۰۵).

و شبیه سازی به تعداد لازم برای عدم قطعیت ها، تحلیل های سازه-ای برای تمام شبیه سازی ها انجام می شود و سپس نتایج حاصل از تحلیل ها به صورت یک رابطه ریاضی بین پارامتر های مستقل ورودی و پارامتر های وابسته خروجی بیان می شود. به عنوان مثال شکل تابع تقریب زده شده می تواند به صورت یک جمله درجه دوم و به صورت روابط (۴) و (۵) در نظر گرفته شود (Achintya).

$$f(x) = b_0 + \sum_{i=1}^n b_i X_i + \sum_{i=1}^n b_{ii} X_i^2$$
(f)

$$f(x) = b_0 + \sum_{i=1}^n b_i X_i + \sum_{i=1}^n b_{ii} X_i^2 + \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^n b_{ij} X_i X_j$$
 ( $\Delta$ )

که X<sub>i</sub> متغیر تصادفی i ام و b<sub>i</sub> ،b<sub>i</sub> او b<sub>i</sub> به ترتیب ضرایب ثابت، خطی، درجه دوم و اثر متقابل رگرسیون این چندجملهای میباشند. تابع بهدست آمده بهعنوان تابع پاسخ شناخته می شود، که می تواند برای تعیین معادله حاشیه ایمنی سازه مورداستفاده قرار گیرد. در نهایت با استفاده از روش FORM یا SORM می توان قابلیت اطمینان سازه را محاسبه نمود.

#### ۳–۲– شبکههای عصبی– فازی<sup>۱۲</sup>

سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) ضمن داشتن قابلیت یادگیری شبکههای عصبی و قدرت استنتاج سامانههای فازی، توانایی یافتن هر نوع مدل یا نگاشت غیرخطی را دارند که بتوانند بهطور دقیق، ورودیها را با خروجی پیشبینیشده مرتبط سازند. در شکل (۱) نمونهای از سیستم استنتاج فازی سوگنو<sup>۱۲</sup> مرتبه اول که دارای دو ورودی *x*, *x* و خروجی *f* است نشان داده شده است. برای سیستم استنتاج فازی نشان داده شده یک نمونه پایگاه قانون فازی شامل ۲ قانون به شکل زیر ارائه شده است (۱۹۹۳ ،Yasukawa و کاری ا

قانون اول:

# $f_2 = p_1 \mathbf{x} + q_1 \mathbf{y} + r_1$ اگر $\mathbf{y} \in \mathbf{B}_1$ باشد و $\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1$ نگاه $\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1$ قانون دوم:

 $f_2 = p_{2X} + q_{2Y} + r_2$  باشد، آنگاه  $y \in B_2$  باشد،  $f_2 = p_{2X} + q_{2Y} + r_2$  که در آن 1A و  $A_2$  و  $B_1$  و  $B_2$  و  $B_1$  و  $A_2$  و  $A_1$  نیز فراسنجههای ورودیهای x, y هستند  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$  نیز فراسنجههای توابع خروجی برای دو قانون تعریف شده میباشند. شبکههای عصبی- فازی (ANFIS) مبتنی بر سامانههای فازی هستند که ساختار آن در شکل (۱) نشان داده شده است. همان طور که

<sup>11.</sup> Response Surface Methodology

<sup>12.</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

مشاهده می شود ANFIS شبکهای ۵ لایه است و هر لایه گرههای مختلفی دارد.

الگوریتم یادگیری ANFIS نوعی الگوریتم یادگیری ترکیبی مشتمل بر الگوریتم گرادیان نزولی و روش تخمین حداقل مربعات (LSE) است. از الگوریتم گرادیان نزولی برای بهروزرسانی پارامترهای غیرخطی شبکه و از تخمینزن حداقل مربع بازگشتی برای تنظیم وزنهای شبکه استفاده می شود.



شکل ۱- الف) سیستم استنتاج فازی، ب) ساختار ANFIS معادل برای آن

خطای آموزش شبکه بهصورت رابطه (۶) تعریف میشود:

$$E = \sum_{i=1}^{N} (f_i - \hat{f}_i)^2$$
 (?)

که  $f_i$  و  $f_i$  بهترتیب خروجی مطلوب و تخمین زدهشده شبکه به ازای *i* امین ورودی هستند و *N* تعداد کل دادههای آموزش شبکه است (Jang، Targ). دستیابی به نتایج مطلوب در شبکههای عصبی تنها زمانی ممکن است که منبع وسیع دادهها در اختیار باشد، زمانی که دادههای اندک و محدود وجود داشته باشد کارایی باشد، زمانی که دادههای اندک و محدود وجود داشته باشد کارایی از متداول ترین روشها برای آموزش شبکههای عصبی، الگوریتم-های مبتنی بر کاهش گرادیان است. الگوریتم ها است. یکی از معایب از نمونههای پرکاربرد این نوع الگوریتم ها است. یکی از معایب روشهای مبتنی بر گرادیان، افتادن در دامهای بهینه محلی تابع زوان شبکههای عصبی در واقع راهی برای غلبه بر مشکلات روش-های آموزش مبتنی بر گرادیان است. الگوریتمها است. یکی از معایب محموعه

به صورت عمومی جستجو می کنند که این امر باعث می شود بتوانند از دام بهینه های محلی فرار کنند. همچنین این الگوریتم ها فضای جواب را بدون نیاز به اطلاعات گرادیان جستجو می کنند (Whitley) و همکاران، ۱۹۹۰).

## ۴- الگوریتمهای فراابتکاری ۴-۱- الگوریتم ژنتیک GA

اصول بنیادی الگوریتم ژنتیک نخستین بار توسط هالند<sup>۱۴</sup> (۱۹۷۵) ابداع شد. ساختار الگوریتم ژنتیک به شرح زیر می باشد (Goldberg و همکاران، ۱۹۸۹):

کروموزوم) در الگوریتم ژنتیک هر کروموزوم نشاندهنده یک نقطه در فضای جستجو و یک رامحل ممکن برای مسئله موردنظر است. کروموزومها از تعداد ثابتی ژن تشکیل میشوند. برای نمایش کروموزومها از کدگذاریهای دودویی (رشتههای بیتی) استفاده میشود.

جمعیت) مجموعهای از کروموزومها یک جمعیت را تشکیل میدهند. با تأثیر عملگرهای ژنتیکی بر روی هر جمعیت، جمعیت جدیدی با همان تعداد کروموزوم تشکیل میشود.

تابع برازندگی) برای حل هر مسئله با استفاده از الگوریتمهای ژنتیک ابتدا باید یک تابع برازندگی برای آن بیان شود. برای هر کروموزوم این تابع نشاندهنده شایستگی یا توانایی فردی آن کروموزوم است.

عملگرهای الگوریتم ژنتیک) در الگوریتمهای ژنتیک در طی مرحله تولیدمثل از عملگرهای ژنتیکی استفاده میشود. با تأثیر این عملگرها بر روی یک جمعیت، نسل بعدی آن جمعیت تولید میشود. عملگرهای انتخاب، آمیزش (تقاطع) و جهش معمولاً بیشترین کاربرد را در الگوریتمهای ژنتیک دارند.

در الگوریتم ژنتیک اولین مرحله ایجاد جمعیت اولیه از کروموزومها بهصورت تصادفی میباشد. سپس میزان برازندگی هر یک از اعضا (کروموزومها) در جمعیت ارزیابی و تعیین میشود و مرحله انتخاب براساس میزان برازندگی اعضا انجام میپذیرد، یعنی تعدادی از برازنده ترین کروموزومها برای تولید مجدد انتخاب می-شوند. در انتها عملگرهای ژنتیک (آمیزش و جهش) بر روی اعضای انتخاب شده عمل کرده و کدهای ژنتیک را اصلاح و ترکیب می-کنند. این چرخه وقتی یکبار انجام میگیرد، یک نسل نامیده می شود و تا رسیدن به شرط توقف حلقه، مراحل فوق تکرار میشوند (Jaramillo)

14. Holland

#### PSO الگوریتم بهینهسازی ازدحام ذرات

الگوریتم PSO از دسته الگوریتمهای بهینهسازی است که بر مبنای تولید تصادفی جمعیت اولیه عمل می کند. در واقع الگوریتم PSO از تعداد مشخصی از ذرات تشکیل می شود که به طور تصادفی، مقدار اولیه می گیرند. برای هر ذره دو مقدار وضعیت و سرعت، تعریف می شود که بهترتیب با یک بردار مکان و یک بردار سرعت، مدل می شوند. اگر فضای جست وجو D بعدی فرض شود، i امین ذره از جمعیت میتواند با یک بردار D بعدی (بردار موقعیت) بەصورت  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, ..., x_{iD})^T$  بەصورت بەصورت تغيير موقعيت هر ذره با یک بردار D بعدی دیگر بهصورت سرعت  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, ..., v_{iD})^T$ نامیده می شود. برای تعیین بهترین موقعیتی که هر ذره تجربه کردہ نیز بردار  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, ..., p_{iD})^T$  تعریف می شود. در هر تکرار جستوجو، هر ذره با در نظر داشتن دو مقدار بهترین، به-روزرسانی می شود. اولین مقدار مربوط به بهترین موقعیتی که ذره تاكنون تجربه كرده است، كه اين مقدار بهاصطلاح بهترين P (Pbest) نامیده می شود. دومین بهترین که توسط الگوریتم بهینه-سازی ذرات دنبال میشود بهترین موقعیتی است که تاکنون در جمعیت بهدستآمده است. این مقدار بهاصطلاح بهترین g (gbest) نامیده می شود. پس از این که این دو مقدار پیدا شد، سرعت و موقعیت هر ذره توسط روابط (۷) و (۸) بروز رسانی می-شود.

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + C_1 r_{1,i}(t) (p_i(t) - x_i(t)) + C_2 r_{2,i}(t) (p_g(t) - x_g(t))$$
(Y)

$$X_{i}(t+1) = X_{i}(t) + V_{i}(t+1)$$
(A)

در روابط فوق، t بیان کننده شماره تکرار و متغیرهای  $C_1$ ,  $C_2$  عامل یادگیری هستند، اغلب  $C_1=C_2=2$  که میزان جابهجایی یک ذره را در یکبار تکرار کنترل می کند.  $r_1$ ,  $r_2$  دو عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه  $\cdot$  و  $\cdot$  است. پارامتر w نشان دهنده وزن اینرسی است که در بازه یک و صفر مقدار اولیه می گیرد. شرط خاتمه می تواند رسیدن به بیشینه تعداد نسل ها یا رسیدن به یک مقدار خاص شایستگی باشد (Eberhart و ۱۹۹۸، ۱۹۹۵؛ اف و دام

#### ۴-۳- الگوريتم تكامل تفاضلي DE

مهم ترین و بارزترین ویژگی الگوریتم تکامل تفاضلی، سرعت بالا، سادگی و قدر تمند بودن آن است. این الگوریتم تنها با تنظیم سه پارامتر شروع به کار میکند. پارامتر NP بهعنوان اندازه جمعیت، پارامتر F وزن جهش، و پارامتر Cr احتمال انجام بازترکیبی یا تقاطع است که در تفاضل دو بردار ضرب می شود و

به بردار سوم اضافه می شود. به طور کلی این الگوریتم دارای ۴ مرحله: ۱) ارزش دهی ۲) جهش ۳) تقاطع ( باز ترکیبی یا آمیزش) و ۴) انتخاب، می باشد.

- ارزش دهی: این الگوریتم ابتدا جمعیتی بهاندازه مقادیر تصادفی (NP) در محدوده مقادیر مسئله ایجاد می کند. در این مرحله مرزهای مقادیر مشخص می گردد. گام بعد در این مرحله انتخاب چهار عضو از جمعیت به صورت تصادفی است که از این چهار عضو یک عضو به عنوان عضو هدف و سه عضو دیگر به عنوان بردارهای ۲۰۱۱ و ۳ به صورت تصادفی جدا می شوند.

- جهش: در این مرحله برای تولید بردار جهش یافته ابتدا اختلاف دو بردار ۲ و ۳ در ضریب *F* با بردار ۱ جمع میشود. بردار جهش یافته بهصورت رابطه (۹) در هر عمل جهش درون جمعیت ایجاد میشود. ضریب *F* که ضریب مقیاس میباشد، مقداری بین ۰ تا ۲ میگیرد.

$$v_{i,G+1} = x_{r_{1,G}} + F(x_{r_{2,G}} - x_{r_{3,G}})$$
(9)

- تقاطع (آمیزش): در این مرحله بین بردار جهش یافته و عضو هدف که در مرحله اول انتخاب شد، یک ترکیب صورت می-گیرد و بردار سنجش تولید میشود. اساس این ترکیب بر اساس ضریب ۲٫ است که مقداری بین ۲ تا ۱ می گیرد. به این صورت که هر یک از مؤلفههای این بردار جهش یافته با احتمال ۲٫ به بردار کاندیدا منتقل می شود و در غیر این صورت، مؤلفه معادل در بردار اصلی جایگزین می گردد. رابطه (۱۰) نشاندهنده این عملگر است.

$$u_{ji,G+1} = \begin{cases} v_{ji,G+1} & if \ rand(j) \le C_r \\ x_{ji,G} & otherwise \end{cases}$$
(1.)

- انتخاب: در این مرحله بردار سنجش بهدست آمده از مرحله قبل و عضو هدف که در مرحله اول انتخاب شده بود، با توجه به تابع هدف، ارزش دهی می شود و درصور تی که بردار سنجش، ارزشی بیش از عضو هدف داشته باشد، یکی از اعضای نسل بعد قرار می-گیرد. در غیر این صورت، عضو هدف خود یکی از جمعیت نسل بعدی می شود. رابطه (۱۱) بیان کننده انتخاب بین بردار سنجش و عضو هدف است. در نهایت این روند ادامه پیدا می کند تا نسل جدید به تعداد NP برسد (۲۰۱۹ و همکاران، ۱۹۹۵؛ DASHTI و همکاران، ۲۰۱۷).

$$x_{ji,G+1} = \begin{cases} u_{ji,G+1} & if \ f(u_{i,G+1}) \le f(x_{i,G}) \\ x_{ji,G} & otherwise \end{cases}$$
(11)

Dorigo در سال ۲۰۰۸ نسخه پیوسته الگوریتم را با نام کلونی مورچگان پیوسته (ACO<sub>R</sub>) معرفی کرد که برای حل مسائل بهینه-سازی کاربرد دارد. در الگوریتم کلونی مورچه پیوسته دسته جواب-ها در جدولی به نام آرشیو ذخیره می شوند. جواب ها بر اساس کیفیت هر جواب یعنی تابع برازندگی، در آرشیو مرتب می شوند، با اضافه شدن هر جواب جدید، آخرین عضو آرشیو حذف می شود. تولید دسته جوابهای جدید با استفاده از جوابهای موجود در جدول انجام می شود، به این ترتیب که تابع توزیع احتمالی (PDF) متناظر با هریک از عناصر جواب، با استفاده از و دادههای جدول شکل می گیرد و انتخاب هر جواب جدید با نمونه گیری از معکوس این تابع (CDF) انجام میشود. تابع توزیع احتمالی که در روش كلونى مورچگان پيوسته استفاده شده يک تابع توزيع احتمال گوسی ترکیبی میباشد که از ترکیب توابع توزیع احتمال گوسی همه دسته جوابها شکل گرفته است. میانه هر مؤلفه یک دسته جواب، برابر با خود آن مؤلفه و وزن هر دسته جواب براساس میزان برازندگی آن دسته جواب در نظر گرفته می شود. با توجه به رابطه (۱۲) پارامتر ( $\omega_l$ ) وزن مربوط به راهحل l ام است.

$$\omega_l = \frac{1}{qk\sqrt{2\pi}} e^{\frac{(l-1)^2}{2q^2k^2}}$$
(17)

که در آن k اندازه آرشیو است. q پارامتر جستجوی محلی است. بهطورکلی هر چه q کوچکتر شود، اختلاف بین راهحلها کم و هر چه بزرگتر شود این اختلاف بیشتر می شود. در رابطه (۱۳) پارامتر  $p_l$  احتمال مربوط به انتخاب l امین راهحل (تابع توزیع احتمال گوسی) است که نسبت وزن راهحل l به مجموع وزنهای راهحلهای آرشیو است.

$$p_l = \frac{w_l}{\sum_{r=1}^k w_r} \tag{17}$$

با استفاده از رابطه (۱۴) انحراف استاندارد  $\sigma_l^{t}$  یعنی میانگین فاصله راهحل انتخابشده l ام از سایر راهحلهای دیگر موجود در آرشیو در بعد i ام محاسبه میشود.

$$\sigma_{l}^{i} = \xi \sum_{e=1}^{k} \frac{|S_{e}^{i} - S_{l}^{i}|}{k - 1}$$
(14)

پارامتر 0 < ۶ یک پارامتر قابل تنظیم است. هر چه مقدار ۶ بیشتر شود سرعت همگرایی الگوریتم کمتر میشود. در نهایت رامحل جدید در بعد *i* ام از رابطه (۱۵) بهدست میآید.

$$S_l^i = S_l^i + \sigma_l^i.rand_i \tag{10}$$

15. Continuous Ant Colony Optimization

که  $rand_i$  عددی تصادفی در بازه [0,1] است (Socha و Socha) Socha، که ۲۰۰۸ (۲۰۰۸

#### ۵- معیارهای وقوع فروریزش در سازه

تحلیل دینامیکی افزایشی (IDA) روشی معمول در تعیین سطوح عملکردی یک سازه تحت اثرات شدتهای زلزله میباشد. بنا بر توصیه FEMA350 برای بررسی ظرفیت فروریزش سازه میتوان از IDA استفاده کرد. ظرفیت حالت حدی فروریزش طبق FEMA350 را میتوان مطابق با وقوع یکی از حالات زیر در نظر گرفت (۲۰۰۰،FEMA):

کاهش شیب نمودار IDA به ۲۰٪ شیب الاستیک اولیه
 فرا رفتن حداکثر تغییرمکان نسبی بین طبقهای از مقدار ۰/۱

 واگرایی در آنالیزهای دینامیکی یا ناپایداری دینامیکی معیار شاخص تقاضا، برای حد فروریزش ۱۰٪ میباشد. در مواردی مشاهده شده است که تعیین فروریزش سازه براساس معیار واگرایی عددی (ناپایداری دینامیکی) و یا حداقل شیب، با مشاهدات واقعی و تجربه مهندسی از نظر مقدار  $\theta_{max}$  ایجادشده در سازه در مغایرت است. برای مواجهه با این مسئله فروریزش  $heta_{max} \leq 0.1$  سازهای توسط دو معیار حداقل شیب و نیز معیار بهطور همزمان کنترل میشود. حالت حدی فروریزش سازه بر مبنای روش شدت زلزله به شدتی از زلزله گفته می شود که سازه تحت آن دچار فروریزش شود. بهبیان دیگر IM<sub>collapse</sub> نشان-دهنده آخرین نقطه از شدت لرزهای در منحنی IDA است که سازه دچار فروریزش نشده و در نقطه بعد از آن شیب منحنی IDA کمتر از ۲۰ درصد شیب الاستیک شده یا تغییرمکان نسبی بین طبقهای از ۰/۱ بیشتر شده است، به گونهای که اختلاف شاخص شدت قبل و بعد از فروریزش کمتر از ۵٪ باشد. به ازای هر منحنی IDA یک نقطه با شاخص شدت و شاخص تقاضای لرزهای متناظر با فروریزش که نشاندهنده IMcollapse و DM<sub>collapse</sub> است وجود دارد.

#### ۶- مدلسازی و تحلیل دینامیکی سازه

در این تحقیق از یک سازه ۴ طبقه با سیستم قاب خمشی بتنی استفاده شده است. شکل (۲) پلان سازه را نشان میدهد. سیستم سازهای لحاظ شده برای مقاومت در برابر بارهای جانبی، سیستم قاب خمشی محیطی میباشد. بنابراین، سیستم باربر جانبی در راستای X پلان، دو قاب ۱ و ۵ میباشند. و تغییر مکان-های جانبی کل سازه در این راستا باید توسط این دو قاب محیطی تحمل شوند. بدین ترتیب سایر قابهای درونی سازه که قابهای

ثقلی نام دارد فقط تحت تأثیر بارهای ثقلی میباشند. برای قاب-های محیطی که نقش باربری جانبی را دارند، بارهای ثقلی که مستقيم توسط قابهاى محيطى تحمل مىشوند، متفاوت از بارهایی هستند که آثار *P-Delta* برای آن ایجاد میکنند. برای در نظر گرفتن آثار P-Delta از یک ستون صلب، تحت عنوان ستون تکیه کننده استفاده می شود، (شکل (۳)). برای به دست آوردن نتایج تا حد امکان دقیق در محاسبه ظرفیت فروریزش سازهها از مدل غیرخطی مفصل پلاستیک متمرکز و برای مدلسازی و انجام تحلیلهای غیرخطی دینامیکی از نرمافزار Opensees استفاده شده است. شتابنگاشتهای مورداستفاده ۲۲ جفت (جمعاً ۴۴) رکورد دور از گسل پیشنهادی FEMA-P695 برای انجام IDA است (FEMA، ۲۰۰۹). شاخص شدت زلزله در مطالعه حاضر شتاب طیفی در دوره نوسان اصلی سازه (Sa(T1 در نظر گفته شده است. پارامتر تقاضا یا شاخص تقاضا نیز حداکثر تغییر مکان نسبی بین طبقهای (حداکثر در بین طبقات و نیز در کل زمان زمین لرزه در این مورداستفاده در این ( $\theta_{max}$ ) در نظر گرفته شده است. الگوریتم مورداستفاده در این تحقيق جهت انجام IDA الگوريتم Hunt&Fill مى باشد (Vamvatsikos) و Cornel ، ۲۰۰۲).





شکل ۳- مدل تحلیلی قاب خمشی دو بعدی

مدل کردن مفصل پلاستیک متمر کز در سازههای بتن مسلح با استفاده از منحنی سه خطی که توسط Ibarra و Ibarra و Krawinkler (۲۰۰۵) توسعه داده شده، انجام می گیرد.(شکل (۴)) این مدل شامل: ۱) ناحیه الاستیک، ۲) ناحیه پس از تسلیم و پیش از رأس با شیب مثبت و ۳) ناحیه پس از رأس با شیب منفی و مقاومت پسماند است. پارامترهای مربوط به این مفصل پلاستیک توسط Haselton و همکاران (۲۰۰۸) برای المانهای بتنی کالیبره شده است. مدل مفصل پلاستیک با منحنی سه خطی در شکل (۴) نشان داده شده است. نمونه منحنیهای IDA سازه برای ۴۴ شتابنگاشت معرفی شده، به همراه با صدکهای شانزدهم، پنجاهم (میانه) و هشتاد و چهارم آنها در شکل (۵) نشان داده شده است.



شکل ۴- منحنی بک- بون سهخطی مدل مفصل پلاستیک



شکل ۵- منحنیهای IDA سازه

۷- آنالیز عدم قطعیت مدل
 ۷-۱- معرفی عدم قطعیتها

در این تحقیق پارامترهای مدل مفصل پلاستیک متمرکز به-عنوان عدم قطعیتهای شناختی در نظر گرفته شده است. میانگین هر یک از این عدم قطعیتها با استفاده از روابط (۱۶) تا (۲۰) بهدست میآید که به همراه انحراف معیار لگاریتمی آنها به شرح زیر میباشد (Haselton و همکاران، ۲۰۰۸).

$$(rac{EI_{stf40}}{EI_{g}})$$
، سختی اولیه یا سختی مؤثر تا ۴۰ درصد نقطه تسلیم،  $(rac{EI_{stf40}}{EI_{g}})$  با انحراف معیار لگاریتمی ۴۲/۱/۴۲ ( $\sigma_{LN} = 0.42$ )،/۴۲  $\left(rac{EI_{stf40}}{EI_{g}}\right) = -0.02 + 0.98 \left(rac{P}{A_{g}f_{c}}\right) + 0.09 (rac{Ls}{H})$  (۱۶)

- مقاومت خمشی تسلیم ( $M_y$ ): برای محاسبه مقاومت خمشی رابطه پیشنهادشده توسط Panagiotakos و (۲۰۰۱) Fardis مورداستفاده قرار می گیرد که انحراف معیار لگاریتمی آن  $\sigma_{LN} = 0.3$ 

- ظرفیت چرخش پلاستیک ( $heta_{cap,pl}$ ) با انحراف معیار لگاریتمی ( $\sigma_{LN}=0.63$ ).

- ظرفیت دوران پس از اوج ( $heta_{pc}$ ) با انحراف معیار لگاریتمی $(\sigma_{LN}=0.86) \cdot / \Lambda$ ۶)

$$\theta_{pc} = (0.76)(0.31)^{\nu}(0.02 + 40\rho_{sh})^{1.02} \le 0.1 \tag{1A}$$

– سختشوندگی پس از تسلیم 
$$(rac{M_c}{M_y})$$
 با انحراف معیار لگاریتمی $(\sigma_{LN}=0.12)$ ۰/۱۲

$$\frac{M_c}{M_y} = (1.25)(0.89)^{\nu}(0.91)^{0.01c_{unit}f_c}$$
(19)

$$\cdot/۶۴$$
 ظرفیت اتلاف انرژی چرخهای $(\lambda)$  با انحراف معیار لگاریتمی  $(\sigma_{LN} = 0.64)$ 

$$\lambda = (170)(0.27)^{\nu}(0.1)^{\frac{5}{d}} \tag{(7.)}$$

در روابط فوق، Elg سختی کل، P بارمحوری،  $A_g$  مساحت کل مقطع،  $f_c$  مقاومت فشاری بتن، H ارتفاع مقطع،  $L_s$  طول دهانه برشی– ast شاخص اثر لغزش آرماتور در بتن، V نسبت بار محوری به ظرفیت محوری مقطع، Sn ضریب کمانش آرماتور،  $\rho_s$  نسبت وحجمی آرماتورهای عرضی، Sn ضریب تبدیل واحد که برای واحد مگاپاسکال مقدار آن یک است، و  $\frac{s}{b}$  نسبت فاصله خاموت به عمق مؤثر مقطع است. شش پارامتر مدل لنگر– دوران مفاصل پلاستیک متمرکز بهعنوان عدم قطعیتهای شناختی برای المان-های تیر و ستون در نظر گرفته میشوند، در کل ۱۲ عدم قطعیت شناختی که شامل P عدم قطعیت برای هر تیر و P عدم قطعیت برای هر ستون میباشد. در جداول (۱) و (۲) مشخصات مقاطع به کاررفته برای تیرها و ستونها و مقادیر بهدست آمده برای پارامترهای مدل مفصل پلاستیک (مقدار میانگین عدم قطعیتها) نشان داده شده است. (واحد پارامترهای مفاصل پلاستیک بر نشان داده شده است. (واحد پارامترهای مفاصل پلاستیک بر

ارزیابی همبستگی پارامترهای مدل مفصل پلاستیسیته متمرکز شامل اندازه گیری همبستگی بین پارامترهای یک جز سازهای و پارامترهای بین اجزای مختلف سازهای میباشد. برای اندازه گیری همبستگی پارامترهای مدل در یک جز و بین دو جز از پایگاه داده ممبستگی پارامترهای مدکاران (۲۰۰۸) استفاده میشود، ضرایب همبستگی داده شده در جدول (۳) برای تعریف همبستگی بین پارامترهای یک جز سازهای و همبستگی بین پارامترهای دو جز سازهای استفاده میشود (Ugurhan) و همکاران، ۲۰۱۴).

	-	• -	-							
طبقه	ابعاد تیر (cm)	As	$A_{s}'$	Confinement bars	$\theta_{cap,pl}$	$\theta_{pc}$	EI <sub>stf40</sub>	My	$\frac{M_c}{M_y}$	λ
١	۴۵×۴۵	٨ф١٨	٨ф١٨	۲φ1•@17/Δ cm	٠/٠۴	•/•9817	364774780	8.4291/2	1/510	٨٠/١٩۵
٢	۴۵×۴۵	٨ф١٨	٨ф١٨	$f_{\phi}(\cdot) = 0$	٠/٠۴	•/•9817	364774780	31189377/0	۱/۲۱۵	٨٠/١٩۵
٣	۴۰×۴۰	٨ф١٨	٨ф١٨	۲ф۱•@۱۲/۵ cm	•/•۴۳	• / ١	2092222	2612446/0	۱/۲۱۵	۷۱/۵۴۷
۴	۴۰×۴۰	<b>۶</b> φ۱λ	۶۵۱۸	۲ф۱・@۱۲/۵ cm	•/• 47	•/1	۲۵۹۳۳۳۳۳	۲۰۲۱۲۴/۳	1/510	۷۱/۵۴۷

جدول ۱- مشخصات مقاطع تیر به کاررفته در سازه و مقادیر مربوط پارامترهای مدل مفصل پلاستیک مقاطع

مقاطع	، پلاستیک	ﺪﻝ ﻣﻔﺼﻞ	ارامترهای م	مربوط پ	سازه و مقادیر	بهکاررفته در	ت مقاطع ستون	جدول ۲- مشخصا
-------	-----------	---------	-------------	---------	---------------	--------------	--------------	---------------

طبقه	ابعاد ستون (cm)	$A_s$	Confinement bars	$\theta_{cap,pl}$	$\theta_{pc}$	EI <sub>stf40</sub>	My	$\frac{M_c}{M_y}$	λ
١	۴۵×۴۵	18422	۲ф۱・@۱・ cm	•/• 888	۰/۰۵۸۴	4222214	588720/4	1/184	Y1/20Y
٢	۴۵×۴۵	18422	۲ф۱・@۱・ cm	•/• 888	۰/۰۵۸۴	4222214	588720/4	1/184	Y1/20Y
٣	۴۰×۴۰	12418	۲ф۱・@۱・ cm	•/•٣۴١	•/•949	2407666	T+9009/T	1/184	۶۵/۵۲۳
۴	۴۰×۴۰	12418	۲ф۱・@۱・ cm	•/•٣۴١	•/•949	2407666	T+9009/T	1/184	۶۵/۵۲۳

			COMPONENT 1 COMPONENT 2							сомро			
		$\theta_{cap,pll}$	θpcl	EIstfl	$\mathbf{M}_{y1}$	$M_c/M_{y1}$	γ1	$\theta_{cap,pl2}$	θ <sub>pc2</sub>	EI <sub>stf2</sub>	$\mathbf{M}_{y2}$	$\mathbf{M}_{c}/\mathbf{M}_{y2}$	γ2
П	$\theta_{cap,pll}$	1	0.3	0	0.1	0.3	0.1	0.6	0.3	0	0.1	0.2	0
F	θpcl		1	0.1	0.1	0.1	0.3		0.8	0.1	0.1	0.1	0.3
NEI	EIstf1			1	0.1	0	0	1		0.9	0.1	0.1	0
PO	My1		(		1	0.4	0.1		(		0.9	0.4	0.1
S	$M_c/M_{y1}$		(sym.)			1	0.2		(sym.)			0.8	0.1
0	γ1						1						0.6
2	$\theta_{cap,pl2}$							1	0.3	0	0.1	0.3	0.1
Ĭ	θpc2								1	0.1	0.1	0.1	0.3
NE	EI <sub>stf2</sub>			(						1	0.1	0	0
2	$M_{y2}$			(symn	ietric)				(		1	0.4	0.1
S	$\mathbf{M}_{c}\!/\mathbf{M}_{y2}$							(sym.)					0.2
5	γ2												1

جدول ۳- همبستگی بین پارامترهای یک جز سازهای و بین دو جز (Ugurhan و همکاران، ۲۰۱۴)

## ۷-۲- شبیهسازی و تولید دادههای آماری برای ایجاد تابع شرایط حدی ضمنی

برای یک متغیر تصادفی X با توزیع نرمال که دارای میانگین و انحراف معیار  $\sigma_X$  میباشد رابطه بین متغیر X و متغیر نرمال  $\mu_X$ استاندارد Z بهصورت  $X = \mu_X + Z\sigma_X$  یا  $X = N(\mu_X, \sigma_X)$  است، که Z متغیر تصادفی نرمال با میانگین صفر و انحراف معیار یک است. لذا متغير تصادفي X با ميانگين و انحراف معيار مشخص، با استفاده از متغیر نرمال استاندارد Z قابل تولید است. یک بردار تصادفی چند متغیره بهصورت  $(X_1, X_2, ..., X_K)$  با توزیع نرمال را در نظر بگیرید که دارای بردار میانگین  $\mu_X$  و بردار کواریانس  $C_X$  میباشد.  $X = N(\mu_X, C_X)$  که در آن بردار ستونی  $C_X$  و  $K \times 1$   $K \times 1$  بردار ستونی  $\mu_X = (\mu_1, \mu_2, ..., \mu_K)^t$ K×K كواريانس مىباشد ( بالانويس t نشاندهنده ترانهاده ماتریس است). ماتریس کواریانس یک ماتریس متقارن است که  $\sigma_{JK} = Cov(X_J, X_K)$  در آن برای هر  $J \neq K$  داریم  $\sigma_{JK} = \sigma_{KJ}$  که  $\sigma_{JK} = \sigma_{KJ}$ یکی از روشهای تولید متغیر تصادفی نرمال چند متغیره، الگوريتم ريشه دوم است. اين الگوريتم بر پايه تبديل ارتوگونال<sup>16</sup> با استفاده از ماتریس کوریانس Cx یا ماتریس همبستگی Rx می-باشد. الگوريتم ريشه دوم، ماتريس كواريانس و ماتريس همبستگی را به شکل  $C_x = \tilde{L}\tilde{L}'$  و  $R_x = LL$  تجزیه می کند. که در - آن L و  $\tilde{L}$  به ترتیب ماتریسهای پایین مثلثی متناظر با ماتریس های همبستگی و کواریانس میباشند. علاوه بر متقارن بودن اگر  $^{\prime\prime}$ و  $C_X$  ماتریس مثبت متناهی باشند روش تجزیه چولسکی  $R_X$ راهی مؤثر برای یافتن ماتریسهای پایین مثلثی L و  $\widetilde{L}$  هستند. با استفاده از ماتریس L یا  $\widetilde{L}$  بردار متغیرهای تصادفی نرمال چند متغیره را می توان به صورت رابطه (۲۱) بیان کرد. که 'Z بردار ستونی 1×K از متغیرهای تصادفی مستقل با میانگین صفر و انحراف معيار يک (متغير نرمال استاندارد) ميباشد.

$$X = \mu_X + \tilde{L}Z' \tag{(1)}$$

16. Orthogonal

هر ماتریس معمولی A میتواند به شکل رابطه A=LU تجزیه شود که در آن ماتریس J پایین مثلثی و ماتریس U بالامثلثی میباشد هنگامی که ماتریس A ماتریس متقارن، مثبت و متناهی میباشد. در آن صورت رابطه فوق را میتوان به صورت رابطه A = LL'نوشت که در آن U = U میباشد(Tung و Tung).

براساس رابطه (۲۱) و توضیحات روش چولسکی مراحل تولید متغیرهای تصادفی چند متغیره وابسته براساس الگوریتم ریشه دوم بهشرح زیر است (Tung و Yen، ۲۰۰۵).

- ۱- تولید ماتریس پایین مثلثی از ماتریس همبستگی یا
   کواریانس با استفاده از روش چولسکی
- ۲- تولید متغیرهای تصادفی نرمال مستقل با میانگین صفر و انحراف معیار یک
- ۳- استفاده از رابطه (۲۱) جهت تولید متغیرهای تصادفی وابسته
- ۴- تکرار مراحل ۱ تا ۳ برای تولید این متغیرها به تعداد موردنظر

#### ۷-۳-تولید دادههای ورودی جهت آنالیزهای دینامیکی

برای تولید متغیرهای مستقل مربوط ۱۲ عدم قطعیت شناختی، تعداد ۱۰۵ نمونه با استفاده از شبیهسازی LHS تولید میشود. متغیرهای نرمال تولیدشده به روش LHS دارای میانگین صفر، انحراف معیار یک و مستقل از هم می باشند.

اگر عدم قطعیتهای مربوط به تیر i ام  $x_c = \left(\theta_{cap,pl}, \theta_{pc}, EI_{stf}, M_y, \frac{M_c}{M_y}, \lambda\right)$   $y_{mix}$   $x_c = \left(\theta_{(cap,pl}, \theta_{pc}, EI_{stf}, M_y, \frac{M_c}{M_y}, \lambda\right)$   $y_{mix}$   $y_{mix} = \left(\theta_{(cap,pl),b}, (\theta_{pc})_{b}, \dots, (\lambda)_{b}, (\theta_{cap,pl})_{c}, \dots, (\lambda)_{c}\right)$   $y_{mix} = \left(\theta_{((d_{cap,pl}),b)}, \dots, \theta_{(M_{a}),b}, \theta_{(d_{cap,pl}),c}, \dots, \theta_{(M_{a}),c}\right)$   $x_{Lnx} = \left(\sigma_{ln}(\theta_{cap,pl})_{b}, \dots, \sigma_{ln}(\lambda)_{b}, \sigma_{ln}(\theta_{cap,pl})_{c}, \dots, \sigma_{ln}(\lambda)_{c}\right)$   $y_{mix} = \left(\sigma_{ln}(\theta_{cap,pl})_{b}, \dots, \sigma_{ln}(\lambda)_{b}, \sigma_{ln}(\theta_{cap,pl})_{c}, \dots, \sigma_{ln}(\lambda)_{c}\right)$   $y_{mix} = y_{mix}$   $y_{mix} = y_{mix}$  $y_{mix$ 

استاندارد مستقل تولید شده توسط روش LHS باشد در آن صورت برای تولید متغیرهای تصادفی چند متغیره وابسته از رابطه (۲۲) استفاده میکنیم.

$$Y = ln\mu_x + \tilde{L}Z \tag{(77)}$$

که در رابطه فوق  $\tilde{L}$  ماتریس پایین مثلثی متناظر با ماتریس کواریانس بهدست آمده از روش تجزیه چولسکی می باشد و برای توسعه رابطه فوق برای سایر تیرها و ستونها، ماتریس نرمال شده از متغیرهای تصادفی وابسته را به صورت رابطه (۲۳) تولید می-کنیم.

$$(X)_{ij} = \frac{(Y)_{ij} - \ln(\mu_{x_j})}{\sigma_{lnx_j}}$$
(177)  
(i=1:105& j=1:12)

#### ۸- روشهای مختلف پیشبینی پاسخهای فروریزش

در این تحقیق از روش سطح پاسخ و شبکه عصبی- فازی برای تخمین دریفت فروریزش با در نظر گرفتن عدم قطعیتهای شناختی استفاده شده است. دادههای ورودی در لایه ورودی شبکه برای ۱۲ عدم قطعیت معرفیشده و ۱۰۵ شبیهسازی ماتریسهای متغیرهای مستقل نرمال شده (Z) میباشد و داده-های هدف مقادیر میانگین دریفت فروریزش حاصل از IDA برای ۱۰۵ شبیهسازی انجام شده و دادههای خروجی در لایه خروجی شبکه نیز مقادیر میانگین دریفت فروریزش پیشبینیشده می-شبکه نیز مقادیر میانگین دریفت فروریزش پیشبینی شده می-شبکه نیز مقادیر میانگین دریفت فروریزش پیشبینی شده می باشد. برای ارزیابی دقت روشهای پیشبینی سه معیار ضریب همبستگی (R) میانگین مربعات خطا (MSE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) مورداستفاده قرار می گیرد. که بهترتیب با

$$= \frac{\sum_{i=1}^{n} ((y_{obs})_{i} - (\bar{y}_{obs})) \times ((y_{est})_{i} - (\bar{y}_{est}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} ((y_{obs})_{i} - (\bar{y}_{obs}))^{2} \sum_{i=1}^{n} ((y_{est})_{i} - (\bar{y}_{est}))^{2}}}$$
(14)

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} ((y_{est})_i - (y_{obs})_i)^2}{n}$$
(Ya)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} ((y_{est})_i - (y_{obs})_i)^2}{n}}$$
(79)

در این روابط <sub>yobs</sub> مقدار حاصل از تحلیلهای دینامیکی افزایشی، <sub>yest</sub> میانگین مقادیر حاصل از تحلیلهای دینامیکی افزایشی، <sub>yest</sub> مقدار پیش بینی شده و <u>y</u>est میانگین مقادیر پیش بینی شده است.

#### ۹- قابلیت اطمینان سازه بر مبنای دریفت فروریزش

یکی از معیارهای اصلی برای ارزیابی سطح عملکرد فروریزش سازه، دریفت متناظر با فروریزش در هنگام رخداد زلزله است، بهنحویکه بر مبنای آن میتوان تابع حالت حدی فروریزش را بهصورت رابطه (۲۷) تعریف کرد.

*G*<sub>Drift collapse</sub>(X) = Drift collapse</sub> – Drift(X) (۲۷) که Drift Drift مقدار حدی دریفت متناظر با حالت حدی فروریزش و (*X*) Drift دریفت فروریزش سازه بر مبنای متغیرهای تصادفی پایه (عدم قطعیتها) است. اما بین دریفت فروریزش سازه و عدم قطعیتها معمولاً رابطهای صریح و مشخص وجود ندارد. لذا ارزیابی قابلیت اطمینان عملکردی سازه مستلزم کاربرد تکنیکهای شبیهسازی است. تکنیکهای شبیهسازی اگرچه از جنبه ارزیابی دقیق قابلیت اطمینان سازه مطلوب می-باشند، اما کاربرد آن برای سازههای واقعی با تعداد زیاد متغیر تصادفی به تلاش گسترده محاسباتی نیازمند میباشد. کاربرد شبکههای عصبی در مسائل مربوط به قابلیت اطمینان که معمولاً تلاش محاسباتی بسیار نیاز است، باعث میشود که با سرعت بالا و صرف زمان بسیار کمتری پاسخهای سازه پیش بینی شوند و

## ۹-۱- روش سطح پاسخ برای پیش بینی دریفت فروریزش

در روش سطح پاسخ مدل پیشنهادی برای تابع دریفت فروریزش بر حسب عدم قطعیتها بهصورت مدل درجه دو می-باشد. معمولاً نگهداشتن تمامی جملات یک مدل درجه دو (رابطه (۴) و (۵)) مناسب نیست و لازم است که جملاتی که مطلوب نیستند از مدل حذف شوند تا برازش بهتری بهدست آید. درجه اهمیت جملات با مقادیر p-value مشخص می شوند. مقادیر

R

متغیرها است (RSM2). شکلهای (۶) و (۷) قسمت (الف) مربوط به نمودار همبستگی بین دادههای هدف و خروجی و مقدار ضریب همبستگی، قسمت (ب) مربوط به نمودار دادههای هدف حاصل از IDA و دادههای خروجی یا پیش بینی شده برای ۱۰۵ شبیه-سازی و مقادیر میانگین مربعات خطا (MSE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، نمودار هیستوگرام خطا و مقادیر میانگین خطا و انحراف استاندارد خطا برای میانگین دریفت فروریزش به روش سطح پاسخ است. همان طور که در شکلهای مذکور مشاهده می شود توزیع خطای مدل نرمال است و میانگین و انحراف استاندارد خطا در هیستوگرام، تقریباً برابر مقادیر میانگین مربعات خطا و جذر مجموع میانگین مربعات خطا است. p-value کوچک تر از ۰/۰۵ نشان می دهد که جمله موردنظر با اهمیت است و مقادیر p-value بزرگ تر از ۲/۱ نشان می دهد که تأثیر آن جمله در پاسخ ناچیز است. بنابراین تمام جملات با p-value بزرگ تر از ۲/۱ از تابع میانگین دریفت فروریزش حذف شدهاند. برای کمینه کردن تعداد شبیه سازی در روش سطح پاسخ (طراحی مرکب مرکزی) از نوع طراحی Min-run Res ۷ استفاده شده است. به گونه ای که برای ۲۲ عدم قطعیت، تعداد ۲۵ نمونه موردنیاز است. رابطه (۲۸) تابع میانگین دریفت فروریزش بر حسب متغیرهای مستقل نرمال شده (*Z*) با در نظر گرفتن اثرات برهم کنش بین متغیرها (RSM1) و رابطه (۲۹) تابع میانگین دریفت فروریزش بدون در نظر گرفتن اثرات برهم کنش بین

 $\mu_{Drift}(Z) = 0.05675 + 10^{-3}(7.693Z_1 + 8.649Z_2 - 6.676Z_3 + 9.098Z_4 + 0.402Z_5 + 6.818Z_6 + 3.661Z_7 + 3.651Z_8 - 1.568Z_9 + 3.011Z_{10} + 0.159Z_{11} + 3.457Z_{12} + 1.254Z_1Z_4 + 3.439Z_1Z_6 - 1.398Z_2Z_3 + 1.767Z_2Z_{12} + 0.856Z_3Z_6 - 1.323Z_3Z_{12} + 0.877Z_4Z_6 - 2.097Z_4Z_9 + 1.862Z_6Z_8 + 1.142Z_6Z_{10} + 1.3134Z_7Z_9 + 0.726Z_9Z_{10} + 0.556Z_{10}Z_{11} + 1.28Z_1^2 - 1.682Z_7^2 - 1.123Z_8^2 - 1.277Z_9^2 - 0.933Z_{11}^2 )$ 

 $\mu_{Drift}(Z) = 0.0562 + 10^{-3}(7.874Z_1 + 8.01Z_2 - 5.991Z_3 + 8.504Z_4 + 0.194Z_5 + 5.757Z_6 + 4.188Z_7 + 3.106Z_8 - 1.676Z_9 + 2.04Z_{10} + 0.564Z_{11} + 2.873Z_{12} + 0.957Z_1^2 - 1.01Z_7^2 - 1.677Z_8^2 - 2.021Z_9^2)$ (Y9)



شکل۶- الف) نمودار همبستگی بین دادههای هدف و خروجی برای میانگین دریفت فروریزش، ب) دادههای هدف و خروجی-خطا- هیستوگرام خطا برای میانگین دریفت به روش سطح پاسخ با در نظر گرفتن اثرات برهمکنش بین عدم قطعیتها



شکل۷- الف) نمودار همبستگی بین دادههای هدف و خروجی برای میانگین دریفت فروریزش، ب) دادههای هدف و خروجی-خطا- هیستوگرام خطا برای میانگین دریفت به روش سطح پاسخ بدون در نظر گرفتن اثرات برهمکنش بین عدم قطعیتها

## ۹-۲- شبکه عصبی- فازی برای پیشبینی دریفت فروریزش

در این تحقیق از شبکههای عصبی- فازی هیبریدی برای پیش بینی پاسخ میانگین دریفت فروریزش سازه استفاده شده است. برای آموزش شبکههای عصبی- فازی از الگوریتمهای پرکاربرد مانند الگوریتمهای مبتنی بر گرادیان، بهویژه پس انتشار

و حداقل مربعات استفاده می شود، اما برای ۱۰۵ شبیه سازی به-علت محدود بودن تعداد شبیهسازی، امکان یادگیری بیشازحد در شبکه وجود دارد که این امر سبب کاهش قدرت تعمیمدهی شبکه می شود، برای بهبود کارایی مسائل پیشبینی در حالت وجود تعداد محدود و اندک نمونه، از هیبرید شبکههای عصبی-فازی با الگوریتمهای فراابتکاری استفاده شده است. در شبکه عصبی فازی هیبریدی تعداد متغیرهای ورودی ۱۲ (برابر تعداد عدم قطعیتها)، تعداد متغیر خروجی ۱ (پاسخ میانگین دریفت فروریزش)، تعداد توابع عضویت ۱۰، تابع عضویت متغیرهای ورودى از نوع گوسى و تابع عضويت متغير خروجى از نوع خطى است. از دادههای موجود ۸۰٪ برای آموزش شبکه و ۲۰٪ برای تست استفاده شده است. فاكتورهاى الگوريتم ژنتيک ازجمله جمعیت اولیه، تعداد تکرارها، درصد تقاطع و جهش بهترتیب ۰۱۰، ۱۰۰۰، ۷/۷ و ۰/۱، فاکتورهای الگوریتم بهینه سازی اجتماع ذرات شامل جمعیت اولیه، تکرارها، ضریب C1 و C2 به تر تیب ۱۰۰، ۲۰۰۰، ۲ و ۲، فاکتورهای الگوریتم تکاملی تفاضلی از جمله تعداد جمعیت اولیه، تکرارها، ضریب مقیاس F و پارامتر Cr بهترتیب ۱۰۰، ۱۰۰۰، ۱ و۱/۰و فاکتورهای الگوریتم کلونی مورچگان شامل جمعیت اولیه، تعداد تکرارها تخ و q بهترتیب ۱۰۰، ۱۰۰۰، ۱ و ۵/۰ انتخاب شدهاند. ضرایب مربوط به الگوریتمها و میزان بهینه آنها بهصورت سعی و خطا بهدست آمده است.



شکل ۸- الف) نمودار همبستگی بین دادههای هدف و خروجی برای میانگین دریفت فروریزش، ب) دادههای هدف و خروجی-خطا- هیستوگرام خطا برای میانگین دریفت فروریزش بهروش ANFIS-GA



شکل ۹- الف) نمودار همبستگی بین دادههای هدف و خروجی برای میانگین دریفت فروریزش، ب) دادههای هدف و خروجی-خطا- هیستوگرام خطا برای میانگین دریفت فروریزش بهروش ANFIS-PSO



شکل ۱۰- الف) نمودار همبستگی بین دادههای هدف و خروجی برای میانگین دریفت فروریزش، ب) دادههای هدف و خروجی-خطا- هیستوگرام خطا برای میانگین دریفت فروریزش بهروش ANFIS-DE



شکل ۱۱- الف) نمودار همبستگی بین دادههای هدف و خروجی برای میانگین دریفت فروریزش، ب) دادههای هدف و خروجی-خطا- هیستوگرام خطا برای میانگین دریفت فروریزش بهروش ANFIS-ACOR

شکلهای (۸) تا (۱۱) قسمت (الف) مربوط به نمودار همبستگی بین دادههای هدف خروجی و مقدار ضریب همبستگی، قسمت (ب) مربوط به نمودار دادههای هدف حاصل از IDA و دادههای خروجی یا پیشبینیشده برای ۱۰۵ شبیه-سازی و مقادیر میانگین مربعات خطا (MSE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، نمودار هیستوگرام خطا و مقادیر میانگین خطا و انحراف استاندارد خطا برای میانگین دریفت فروریزش برای شبکههای عصبی- فازی هیبریدی است.

#### ۹-۳- عملکرد روش سطح پاسخ و شبکه عصبی- فازی

برای نشان دادن عملکرد روش سطح پاسخ و شبکه عصبی-فازی هیبریدی در تخمین مقدار میانگین دریفت فروریزش سازه، مقادیر ضریب همبستگی (*R*)، میانگین مربعات خطا (MSE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) مربوط دادههای هدف و دادههای خروجی در جدول (۴) آورده شده است (با توجه به شکلهای (۷) تا (۱۱)). بهدلیل ضریب همبستگی بالای ۹/۰ و مقادیر کوچک MSE و RMSE بهدستآمده از روش سطح پاسخ و شبکههای عصبی- فازی هیبریدی، میتوان نتیجه گرفت که این روشها با دقت مناسب قادرند میانگین دریغت فروریزش سازه را تخمین بزنند.

## جدول ۴- عملکرد روش سطح پاسخ و شبکه عصبی- فازی

هیبریدی در تخمین میانگین دریفت فروریزش سازه

	R	MSE	RMSE
RSM1	•/٩٨۵۵١	۱/•۶ <b>۸</b> ×۱۰ <sup>-۵</sup>	•/••٣٢۶٨
RSM2	•/953689	۳/۳۴V×۱۰ <sup>-۵</sup>	•/••۵VA۵۶
ANFIS-GA	•/95362	۳/۴۰۱۷×۱۰-۵	•/••۵٨٣٢۴
ANFIS-PSO	•/9۵۵9٣	۳/۱۸۷۳×۱۰-۵	•/••08408
ANFIS-DE	•/93819	4/429Y×10	•/••۶۶۵۶
ANFIS-ACO <sub>R</sub>	•/98886	4/4212×10	•/••۶۶۵۴

#### ۹-۴- بردار حساسیت

بردار حساسیت نشاندهنده میزان اهمیت هر یک از متغیرهای تصادفی در احتمال خرابی سازه میباشد. با در اختیار داشتن این اطلاعات، میتوان مؤثرترین پارامترهای اثرگذار بر شاخص قابلیت اطمینان را شناسایی نموده و متغیرهای تصادفی دارای حساسیت کمتری هستند به صورت یک پارامتر قطعی در نظر گرفت. اجزای بردار حساسیت (α) یکی از اجزای مهم FORM است زیرا اجزای آن بیان گر اندازههای اهمیت بیبعد متغیرهای تصادفی هستند، بهنحویکه بر مبنای آن میتوان میزان اهمیت نسبی متغیرهای تصادفی را بر شاخص قابلیت اطمينان عملكرد سازه و احتمال متناظر ارزيابي كرد. قدر مطلق مؤلفههای بردار حساسیت برای تابع حالت حدی بر مبنای دریفت فروریزش با و بدون در نظر گرفتن اثرات برهم کنش بین عدم قطعیتها در جدول (۵) آورده شده است. ازآنجاکه مجموع مربعات اجزای بردار حساسیت برابر یک است ( $\sum \alpha_i^2 = 1$ )، لذا اجــزایی که میــزان حساسیت آنها کمتر از ۰/۳۱۶ است، کمتر از ۱۰٪ بر احتمال فروریزش سازه تأثیرگذار هستند. با توجه به جدول (۵) مشاهــده می شود برای مدل با در نظر گرفتن اثرات برهم کنش بین عـدم قطعیتها، عدم قطعیتهای موجود در تیر حدود ۸۸/۹٪ و عـدم قطعیتهای موجود در ستون حدود ۱۱/۱٪ بر احتمال فروریزش سازه اثر گذار هستند و برای مدل بدون در نظر گرفتن اثرات برهم کنیش بین عدم قطعیتها، عدم قطعیتهای موجود در تیر در حدود ۹۱/۴٪ و عـدم قطعیتهای موجود در ستون ۸/۶٪ بر احتمال فروریزش سازه اثرگـــذار هستند. عدم قطعیتهای ظرفیت چرخش پلاستیک، ظرفیت دوران پس از اوج، مقاومت خمشی تسلیم، نسبت سختی پس از تسلیم و ظرفیت اتلاف انرژی چرخهای در تیرهای سازه بهعنوان اثرگذارترین عدم قطعیتها در ارزیابی قابلیت اطمینان سازه بر مبنای دریفت فروریزش می باشند که در حدود ۹۰٪ بر احتمال فروريزش سازه تأثير گذار هستند.

			BEA	AM					COL	UMN			
	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Z8	Z9	Z10	Z11	Z12	
	$\theta_{cap,pl}$	$\theta_{pc}$	EI <sub>stf40</sub>	$M_y$	$\frac{M_c}{M_y}$	λ	$\theta_{cap,pl}$	$\theta_{pc}$	EI <sub>stf40</sub>	$M_y$	$\frac{M_c}{M_y}$	λ	
α <sub>i</sub>	• /۵۳۶۳	۰/۳۸·۸	•/٢٨٢٩	•/4779	۰/۰۱۵۱	•/۴۳۴۶	•/1•۴	۰/۱۶۹	۰/۰۹۰۵	۰/۱۴۵	•/•1•۴	۰/۲۰۶	
$\alpha_i^2$	•/۲۸۷۶	۰/۱۴۵	•/•٨	•/\AY\	•/•••٢	•/\\\٩	۰/۰۱۰۸	·/· ٢٨۴	•/••*	• / • ۲ ۱	•/••• ١١	۰/۰۴۲۵	SM1
$\sum \alpha_i^2$			•/A	٨٩					• / \	11			В
α <sub>i</sub>	•/۵۶۵۳	•/45.4	•/٣٢٢٣	•/۴۵٧۶	۰/۰۱۰۴	٠/٣٠٩٧	•/١٧٨٣	۰/۱۱۵۹	•/•۶۲١	۰/۱۰۹۷	۰/۰۳	•/1048	
$\alpha_i^2$	۰/۳۱۹۵	·/\\&Y	•/1•*	•/٢•٩۴	•/••• ١	•/•969	۰/۰۳۱۸	•/•184	•/••٣٩	•/•18	٠/٠٠٠٩	•/•٣٣٩	SM2
$\sum \alpha_i^2$			٠/٩	14					•/•	٨۶			В

جدول ۵- اندازه اهمیت نسبی متغیرهای تصادفی برای ۱۰۵ شبیهسازی

## ۹-۵- ارزیابی قابلیت اعتماد لرزهای در برابر فروریزش با استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه عصبی فازی

برای ارزیابی قابلیت اطمینان فروریزش سازه بر مبنای دریفت سازهای ابتدا مقدار میانگین دریفت فروریزش سازه برحسب متغیرهای مستقل نرمال شده ((µ<sub>Drift</sub>(Z))، برای شبیهسازیهای انجام گرفته، بهدست میآید و تابع شرایط حدی به ازای مقادیر مختلف حدی دریفت (Drift<sub>collapse</sub>) با استفاده از رابطه (۳۰) تخمین زدهشده و سپس احتمال خرابی سازه با استفاده از روش-های قابلیت اطمینان محاسبه می شود.

 $G_{Drift_{collapse}}(Z) = Drift_{collapse} - \mu_{Drift}(Z) \quad (\texttt{\reft})$ 

روش مورداستفاده برای تخمین قابلیت اطمینان فروریزش، استفاده از روشهای مرتبه اول، مرتبه دوم قابلیت اطمینان و RSM- الت کارلو در ترکیب با روش سطح پاسخ است (-RSM-RSM-SORM ،FORM). بدینصورت که با استفاده از رابطه (۳۰) تابع حالت حدی را به فرم صریح درآورده و سپس با استفاده از روشهای قابلیت اطمینان مذکور، احتمال فروریزش سازه محاسبه می شود.

روش مونت کارلو (MCS) در ترکیب با شبکههای عصبی-فازی هیبریدی بدینصورت است که با استفاده از تکنیک شبیه-سازی، تعداد <sup>۲</sup>۰۶ شبیهسازی و بر مبنای یک ضریب تغییرات کوچکتر مساوی ۲۰۰۵ تولیدشده و با استفاده از شبکه عصبی-فازی هیبریدشده با الگوریتمهای فراابتکاری مقادیر میانگین فازی هیبریدشده با الگوریتمهای فراابتکاری مقادیر میانگین مدیفت فروریزش سازه  $(\mu_{Drift}(Z))$  برای <sup>۲</sup>۰۴ شبیهسازی مذکور، پیشبینی میشود و تابع شرایط حدی ضمنی به ازای مقادیر مختلف حدی دریفت (Drift<sub>collapse</sub>) مطابق رابطه (۳۰) متکیل شده و سپس احتمال خرابی سازه با استفاده از رابطه (۲) محاسبه میشود.

منحنی های احتمال فروریزش سازه به ازای مقادیر مختلف حدی دریفت (Drift<sub>collapse</sub>=0 to 0.1) به روش های سطح پاسخ و شبکه عصبی- فازی هیبریدی با الگوریتم های فراابتکاری در شکل

(۱۲) ترسیم شده است. برای تعیین خطای ایجاد شده در منحنیهای احتمال فروریزش سازه، با توجه به محدود بودن تعداد ۱۰۵ شبیهسازی برای استفاده از روش مونت کارلو برای تعیین قابلیت اطمینان فروریزش، تعداد ۲۸۱ شبیهسازی دیگر برای عدم قطعیتها مطابق آنچه در بخش (۷–۲) شرح داده شد، تولید می شود و آنالیزهای دینامیکی افزایشی برای ۲۸۱ شبیه-سازی فوق انجام می شود و پاسخ فروریزش سازه به دست می آید، سپس با استفاده از روش مونت کارلو قابلیت اطمینان فروریزش سازه تخمین زده می شود (IDA-MCS). جذر میانگین مربعات خطاهای ایجادشده (RMSE) بهازای مقادیر مختلف حالت حدی دریفت (Drift<sub>collapse</sub>=0 to 0.1) در منحنیهای احتمال فروریزش سازه نسبت به IDA با ۲۸۱ شبیهسازی در ترکیب با روش مونت كارلو (IDA-MCS) براي RSM1-FORM، RSM1-FORM) ANFIS- .RSM2-MCS .RSM2-SORM .RSM2-FORM .MCS ANFIS- ANFIS-DE-MCS ANFIS-PSO-MCS GA-MCS ACOR-MCS در جداول (۶) و (۷) آورده شده است.

با توجه به جدول (۶) مشاهده می شود خطای (RMSE) ایجادشده در روش RSM در ترکیب با روش های قابلیت اطمینان نسبت به IDA-MCS برای RSM1-FORM برای در ۲/۱۰۹۰ برای (شکل (۱۲)) به ترتیب برای RSM1-FORM برابر ۲/۰۸۰۶۷ برای RSM1-SORM برابر ۲/۰۹۹۲۳ برای RSM2-FORM برابر RSM2-SORM برابر برای RSM2-FORM برابر ۲/۰۷۶۴۵ و برای RSM2-FORM برابر مشاهده می شود کم ترین خطا در روش RSM در ترکیب با RSM مشاهده می شود کم ترین خطا در روش RSM در ترکیب با RSM-SORM نده است. خطای ایجادشده در روشهای RSM-SORM در عین حاصل شده است. خطای ایجادشده در روشهای RSM-SORM در عین حاصل نسبت به روش RSM-SORM در عین حمان در عین



جدول ۶- خطای (RMSE) ایجادشده در روشهای مختلف نسبت به روش IDA-MCS

	RSM1-FORM	RSM1-SORM	RSM1-MCS	RSM2-FORM	RSM2-SORM	RSM2-MCS
RMSE	•/• <b>\</b> • <b>۶</b> ٧	•/•997٣	•/• 4818	•/•7840	۰/۰۸۳۰۴	۰/۰۵۸۶

IDA-MCS	ن بە ، ەش	مختلف نسين	ر روش های	ابحادشده د	خطاء، (RMSE)	حدول ٧
IDII MOS	ے بہ روس	يحصص مسبد	ر روس سی	e eawege,		جناون ا

	ANFIS-GA-MCS	ANFIS-PSO-MCS	ANFIS-DE-MCS	ANFIS-ACO <sub>R</sub> -MCS
RMSE	•/•۴۲۴٧	•/• *• **	•/• ۴۸۷۲	•/•۴٩٣٣

با توجه به جدول (۷) مشاهده می شود خطای (RMSE) ایجادشده در شبکههای عصبی- فازی هیبریدی با الگوریتمهای فراابتکاری نسبت به IDA-MCS برای تخمین منحنی احتمال فروریزش سازه به ترتیب برای ANFIS-GA-MCS برابر ANFIS-DE-MCS برای ANFIS-DE-MCS برای ANFIS-ACOR-MCS برابر ۰/۰۴۹۳۳ است.

اگرچه خطای حاصل برای منحنیهای احتمال فروریزش (شکل (۱۲)) نسبت به تحلیل IDA با ۲۸۱ شبیهسازی در ترکیب با مونت کارلو (IDA-MCS) بهدست آمد، اما سنجش مقایسه ممکن است باز هم دارای خطای بوده و چندان دقیق نمی باشد، زیرا زمانی می توان به یک مقایسه دقیق دست یافت که برای تعداد <sup>۹</sup>۰۱ شبیهسازی انجام شده، تحلیل IDA انجام داده و سپس با روش مونت کارلو قابلیت اطمینان و احتمال فروریزش سازه را هانت- فیل با ۱۵ گام افزایشی و ۴۴ شتابنگاشت انتخابی تعداد در عمل انجام این تعداد آبالیز غیرخطی موردنیاز است که باشد ولیکن در این تحقیق با ۱۰۵ شبیهسازی (کم ترین تعداد شبیهسازی ممکن برای ۲۱ عدم قطعیت بهروش طراحی مرکب مرکزی در سطح پاسخ) و انجام ۱۵×۴۴×۱۵ آنالیز تاریخچه

زمانی غیرخطی و استفاده از روش سطح پاسخ در ترکیب با روش -های مرتبه اول و دوم قابلیت اطمینان و روش مونت کارلو و هیبرید شبکههای عصبی – فازی با الگوریتمهای فراابتکاری در ترکیب با روش مونت کارلو با تلاش محاسباتی بسیار کمتر و در کمترین زمان، پاسخ دریفت فروریزش سازه برای شبیهسازیهای مختلف پیشبینی شده و قابلیت اطمینان و احتمال فروریزش سازه را تخمین زده شد.

#### ۱۰- نتیجهگیری

- عدم قطعیتهای ظرفیت چرخش پلاستیک، ظرفیت دوران پس از اوج، مقاومت خمشی تسلیم، سختی مؤثر تا ۴۰٪ نقطه تسلیم و ظرفیت اتلاف انرژی چرخهای در تیرهای سازه بهعنوان اثرگذارترین عدم قطعیتها در ارزیابی قابلیت اطمینان سازه بر مبنای دریفت فروریزش میباشند که در حدود ۹۰٪ بر احتمال فروریزش سازه تأثیرگذار هستند و عدم قطعیتهای موجود در ستونها در حدود ۱۰٪ بر احتمال فروریزش سازه اثرگذار هستند.

بهدلیل ضریب همبستگی بالای ۲/۹ بین مقادیر پاسخهای فروریزش سازه حاصل از IDA و مقادیر پیش بینی شده توسط روش سطح پاسخ و شبکههای عصبی- فازی هیبریدی با الگوریتمهای فراابتکاری حاصل از ۱۰۵ شبیه سازی و مقادیر بسیار کوچک خطای MSE و RMSE به دست آمده می توان نتیجه

- Eberhart R, Kennedy J, "A new optimizer using particle swarm theory", Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995.
- FEMA 350, "Recommended Seismic Design Criteria for New Steel Moment-Frame Buildings", Federal Emergency Management Agency, Washington, DC, 2000.
- FEMA-P695, "Quantification of Building Seismic Performance Factors", Federal Emergency Management Agency, Washington, DC, 2009.
- Fiessler B, Rackwitz R, Neumann H, "Quadratic limit states in structural reliability", Journal of the Engineering Mechanics division, 1979, 105 (4), 661-676.
- Gholizadeh S, Aligholizadeh V, "Reliability-based optimum seismic design of RC frames by a metamodel and metaheuristics", The Structural Design of Tall and Special Buildings, 2020, 28 (1), e1552.
- Goldberg DE, Korb B, Deb K, "Messy genetic algorithms: Motivation", analysis, and first results. Complex systems,1989, 3 (5), 493-530.
- Haselton CB, Liel, AB, Lange ST, Deierlein GG, "Beamcolumn 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, 2008.
- Hasofer, AM, Lind NC, "Exact and invariant secondmoment code format", Journal of the Engineering Mechanics division, 1974, 100 (1), 111-121.
- Huang J, Griffiths D, "Observations on FORM in a simple geomechanics example", Structural Safety, 2011, 33 (1), 115-119.
- Ibarra LF, Krawinkler H, "Global collapse of frame structures under seismic excitations", Report No.152, Pacific Earthquake Engineering Research Center Berkeley, CA, 2005.
- Jang JS, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system", IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1993, 23 (3), 665-685.
- Jaramillo JH, Bhadury J, Batta R, "On the use of genetic algorithms to solve location problems", Computers and Operations Research, 2002, 29 (6), 761-779.
- Khojastehfar E, Beheshti-Aval SB, Zolfaghari MR, Nasrollahzade K, "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, 2014, 228 (3), 301-312.
- Li Q, Ellingwood BR, "Damage inspection and vulnerability analysis of existing buildings with steel moment-resisting frames", Engineering Structures, 2008, 30 (2), 338-351.
- Liel AB, Haselton CB, Deierlein GG, Baker JW, "Incorporating modeling uncertainties in the assessment of seismic collapse risk of buildings", Structural Safety, 2009 31 (2), 197-211.
- Melchers RE, "Structural Reliability Analysis and Prediction", John Wiley & Sons, 1999.

گرفت که روشهای مذکور قادرند با دقت مناسب میانگین دریفت فروریزش سازه را تخمین بزنند.

- کم ترین خطا در پیش بینی احتمال فروریزش سازه در بین روش های قابلیت اطمینان مربوط به روش مونت کارلو است. ANFIS-GA-MCS ، ANFIS-PSO-MCS ، RSM1-MCS و ANFIS-ACO<sub>R</sub>-MCS ، ANFIS-DE-MCS ، RSM1-MCS RSM2-MCS به ترتیب، جذر میانگین مربعات خطای ایجادشده برای آن ها نسبت به IDA با ۲۸۱ شبیه سازی به ترتیب برابر ۱۰/۰۴٬۳۴ ، ۰/۰۴۲۴۷ ، ۰/۰۴۲۴۹ ، ۰/۰۴۸۷۲

#### 11- مراجع

- Achintya H, "Recent developments in reliability-based civil engineering", World Scientific, 2006.
- Andonie R, "Extreme data mining: Inference from small datasets", International Journal of Computers Communications and Control, 2010, 5 (3), 280-291.
- Bayari MA, Shabakhty N, Izadi Zaman Abadi E, "Collapse fragility curves development with considering of modeling uncertainties using LHS simulation and artificial neural network", Journal of Structural and Construction Engineering, 2020.
- Bayari MA, Shabakhty N, Izadi Zaman Abadi E, "Estimating structural collapse responses considering modeling uncertainties using artificial neural networks and response surface method", Amirkabir Journal of Civil Engineering, 2020.
- Beheshti-Aval SB, Khojastehfar E, Noori M, Zolfaghari M, "A comprehensive collapse fragility assessment of moment resisting steel frames considering various sources of uncertainties", Canadian Journal of Civil Engineering, 2015, 43 (2), 118-131.
- Bucher C, Most T, "A comparison of approximate response functions in structural reliability analysis", Probabilistic Engineering Mechanics, 2008, 23 (2-3), 154-163.
- Cantú-Paz E, and Kamath C, "An empirical comparison of combinations of evolutionary algorithms and neural networks for classification problems", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2005, 35 (5), 915-927.
- Cardoso JB, de Almeida JR, Dias JM, Coelho PG, "Structural reliability analysis using Monte Carlo simulation and neural networks", Advances in Engineering Software, 2008, 39 (6), 505-513.
- DAshti R, Sattari Mt, Nourani V, "Performance evaluation of differential evolution algorithm in optimum operating of Eleviyan single-reservoir dam system", Journal of Protection of water and soil resources, 2017, 6 (3), 61-76.
- Deng J, Gu D, Li X, Yue ZQ, "Structural reliability analysis for implicit performance functions using artificial neural network", Structural Safety, 2005, 27 (1), 24-48.
- Der Kiureghian A, Ditlevsen O, "Aleatory or epistemic? Does it matter?", Structural Safety, 2009, 31 (2), 105-112.

- Ugurhan B, Baker J, Deierlein G, "Uncertainty estimation in seismic collapse assessment of modern reinforced concrete moment frame buildings", The 10<sup>th</sup> National Conference in Earthquake Engineering, 2014.
- Vamvatsikos D, Cornell CA, "Incremental dynamic analysis", Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 2002, 31 (3), 491-514.
- Whitley D, Starkweather T, Bogart C, "Genetic algorithms and neural networks: Optimizing connections and connectivity", Parallel computing, 1990, 14 (3), 347-361.
- Yao X, "Evolving artificial neural networks", Proceedings of the IEEE, 1999, 87 (9), 1423-1447.
- Yao, X, Islam MM, "Evolving artificial neural network ensembles", IEEE Computational Intelligence Magazine, 2008, 3 (1), 31-42.
- Yazdani A, Mehrabi Moghaddam A, Shahidzadeh MS, "Parametric assessment of uncertainties in reliability index of reinforced concrete mrf structures using incremental dynamic analysis", Amirkabir Journal of Civil Engineering", 2018, 49 (4), 755-768.
- Zareian F, Krawinkler H, "Assessment of probability of collapse and design for collapse safety", Earthquake Engineering and Structural Dynamics", 2007, 36 (13), 1901-1914.
- Zareian F, Krawinkler H, Ibarram L, Lignos D, "Basic concepts and performance measures in prediction of collapse of buildings under earthquake ground motions", The Structural Design of Tall and Special Buildings, 2010, 19 (1-2), 167-181.

- Metropolis N, Ulam S, "The monte carlo method", Journal of the American statistical association, 1949, 44 (247), 335-341.
- Mitchell M, "An introduction to genetic algorithms", MIT press, 1998.
- Naess A, Leira B, Batsevych O, "Reliability analysis of large structural systems", Probabilistic Engineering Mechanics, 2012, 28, 164-168.
- Nowak A, Collins K, "Reliability of Structures", McGraw-Hill, New York, 2000.
- Nowak AS, Collins, KR, "Reliability of structures", CRC Press, 2012.
- Panagiotakos TB, Fardis MN, "Deformations of reinforced concrete members at yielding and ultimate", Structural Journal, 2001, 98 (2), 135-148.
- Park J, Towashiraporn P, "seismic damage assessment of railway bridges using the response-surface statistical model", Structural Safety, 2014, 47, 1-12.
- Pourreza F, Mousazadeh M and Basim MC, "An efficient method for incorporating modeling uncertainties into collapse fragility of steel structures", Structural Safety, 2020.
- Rackwitz R, Flessler B, "Structural reliability under combined random load sequences", Computers and Structures, 1978, 9 (5), 494-489.Rajeev P, Tesfamariam S, "Seismic fragilities for
- Rajeev P, Tesfamariam S, "Seismic fragilities for reinforced concrete buildings with consideration of irregularities", Structural Safety, 2012, 39, 1-13.
- Rani P, Mahapatra G, "A neuro-particle swarm optimization logistic model fitting algorithm for software reliability analysis", Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability", 2019, 233 (6), 958-971.
- Rezaei F, Gerami M, Naderpour H, "Evaluation of seismic reliability of steel moment resisting frames rehabilitated by concentric braces with probabilistic models", Journal of Structural and Construction Engineering, 2017, 4 (2), 5-18.
- Shi Y, Eberhart RC, "Parameter selection in particle swarm optimization", The International Conference On Evolutionary Programming, 591-600, 1998.
- Socha K, Dorigo M, "Ant colony optimization for continuous domains", European Journal of Operational Research, 2008, 185 (3), 1155-1173.
- Stewart JP, Chiou, SJ, Bray, JD, Graves RW, Somerville PG, Abrahamson NA, "Ground motion evaluation procedures for performance-based design", Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2002, 22 (9-12), 765-772.
- Storn R, Price K, "Differrential evolution-a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces", Technical Report. Retrieved from,1995.
- Sugeno M, Yasukawa T, "A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling", IEEE Transactions on fuzzy systems, 1993, 1 (1), 7.
- Tung YK, Yen BC, "Hydrosystems engineering uncertainty analysis", McGraw-Hill New York, 2005.



## **EXTENDED ABSTRACT**

## Estimation of Structural Collapse Reliability via Response Surface Method and a Hybrid of Neuro-Fuzzy Networks with Meta-heuristic Algorithms

Mohammad Amin Bayari<sup>a</sup>, Naser Shabakhty<sup>b</sup>, Esmaeel Izadi Zaman Abadi<sup>a,\*</sup>

<sup>a</sup> Department of Civil Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran <sup>b</sup> School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

Received: 15 February 2020; Accepted: 17 February 2021

#### **Keywords**:

Collapse reliability, Explicit limit state function, Implicit limit state function, Response surface method, Neurofuzzy network.

#### 1. Introduction

Earthquakes are catastrophic natural phenomena that occasionally lead to the collapse of structures. Considering the importance of collapse impacts, the present study primarily focuses on estimating the reliability of collapse probability for complicated structures for which no explicit limit state functions exist. Different simulation methods are used for combining uncertainties, including the Monte Carlo, Latin Hypercube Sampling, and the importance of sampling approaches. Simulation methods require several samples to cover the probabilistic distribution of uncertainties. To deal with this problem, the response surface method (RSM) and artificial neural networks (ANNs) integrated with the simulation method have been proposed for reducing the computation effort (Beheshti-Aval et al., 2015; Khojastehfar et al., 2015). Common methods applied to evaluate reliability include 1) reliability-based methods, involving the first-order reliability method (FORM) and second-order reliability method (SORM) and 2) Monte Carlo simulation methods (Nowak and Collins, 2000).

#### 2. Methodology

Two in some reliability problems, the limit state function is implicit, and there is no explicit form of it. Particularly, no explicit forms of limit state functions are available for nonlinear dynamic problems, such as the seismic analysis of structures (Achintya, 2006). Various methods such as RSM and ANN have been proposed to evaluate the reliability of such problems. The RSM is based on estimating an explicit relation for a limit-state function consisting of random variables of the structure and using reliability evaluation techniques such as SORM, FORM, and simulation methods (Elhewy et al., 2006).

The present study incorporates the parameters of the modified Ibarra and Krawinkler (2005) momentrotation curve in the concentrated plastic hinges of beams and columns in concrete moment frames as epistemic uncertainties. These uncertainties include 1) Effective initial stiffness, which is defined by the secant stiffness to 40% of yield force  $\binom{EI_{stf40}}{EI_g}$ , 2) Bending (flexural) strength ( $M_y$ ), 3) Plastic rotation capacity ( $\theta_{cap,pl}$ ), 4) Post-capping rotation capacity ( $\theta_{pc}$ ), 5) Post-yield hardening stiffness or the ratio of the maximum moment and yield moment capacity ( $\frac{M_c}{M_v}$ ), and 6) Energy dissipation capacity for cyclic stiffness and strength deterioration

<sup>\*</sup> Corresponding Author

*E-mail addresses:* amin. bayari@yahoo.com (Mohammad Amin Bayari), shabakhty@iust.ac.ir (Naser Shabakhty), e.izadi@pci.iaun.ac.ir (Esmaeel Izadi Zaman Abadi).

 $(\lambda)$ , for the structural beams and columns. Thus, there are a total of 12 uncertainties including 6 beam uncertainties and 6 column uncertainties.

To evaluate the structure's reliability, 105 simulations are performed for the 12 uncertainties with the probabilistic distribution of the uncertainties and their correlations. Then, incremental dynamic analysis (IDA) is carried out on each simulation with 44 accelerogram records (Fema, 2009) and 15 incremental steps using the Hunt-Fill algorithm (Vamvatsikos and Cornel, 2002) to obtain the collapse drift of the simulation for the 44 accelerograms. In this way, the mean collapse drift is derived for each of the 105 simulations to produce an implicit limit state function for the uncertainties. Then, the RSM is performed to obtain an explicit limit state function, estimating the structure's collapse probability using the first-order [FORM] and second-order [SORM] reliability methods. In addition, the idea of using neuro-fuzzy networks is employed to estimate collapse reliability when the limit state function is implicit. However, when the number of uncertainties simulations is small in estimating the limit state function, hybrids of an adaptive neuro-fuzzy inference system with the genetic algorithm (ANFIS-GA), particle swarm optimization (ANFIS-PSO), differential evolution algorithm (ANFIS-DE), and ant colony optimization are used for continuous domains (ANFIS-ACOR). Finally, the reliability and failure probability of the structure is calculated by combining the Monte Carlo method with ANNs.

#### 3. Results and discussion

#### 3.1. Collapse drift-based structural reliability

The drift of structural collapse under an earthquake is one of the main criteria for evaluating structural collapse performance. Based on the collapse drift criterion, a collapse limit state function is defined as

$$G_{Drift_{collapse}}(X) = Drift_{collapse} - Drift(X)$$
(1)

Where  $Drift_{collapse}$  the limit is the drift of the collapse limit state and Drift(X) is the structural collapse drift based on basic random variables (i.e., the uncertainties). However, there is typically no explicit relation between structural collapse drift and uncertainties. Thus, it is required to employ simulation techniques to evaluate the performance reliability of a structure. Although simulation techniques are satisfactory for accurate structural reliability evaluation, the use of such techniques for real-life structural with many random variables requires considerable computation effort. The use of ANNs and RSM in reliability problems, which typically require a high computation effort, helps predict structural responses and estimate structural failure probability in a short time.

#### 3.2. Collapse drift-based structural reliability

A sensitivity vector represents the importance of each random variable in the failure probability of a structure. Using such information, the most important parameters affecting the reliability index can be identified. Considering the interaction effects between the uncertainties, the beam and column uncertainties account for 88.9% and 11.1%, of the structure's collapse probability, respectively.

#### 3.3. Seismic reliability evaluation under collapse by RSM and ANN

The hybrids of the RSM and FORM, SORM, and Monte Carlo methods (i.e., RSM-MCS, RSM-SORM, and RSM-FORM) are used to estimate collapse reliability. The limit state function is brought in an explicit form. Then, the structure's collapse probability is calculated by the above-mentioned reliability methods.

In the hybrid of the Monte Carlo method and neuro-fuzzy networks,  $10^6$  simulations are produced based on a (variation coefficient of  $\leq 0.05$ ) using the simulation technique to predict the mean structural collapse drift for the  $10^6$  simulations. For this purpose, the hybrid of the neuro-fuzzy approach and meta-heuristic algorithms is used. Next, the implicit limit state function is formed for different drift limit values (i.e.,  $Drift_{collapse}$ ), calculating the structure's failure probability by using the Monte Carlo method. Fig. 1 illustrates the structural collapse probability curves for different drift limit values (i.e.,  $Drift_{collapse}=0$  to 0.1) obtained from RSM and the hybrids of neuro-fuzzy networks and meta-heuristic algorithms.



Fig. 1. Structural collapse probability for different Driftcollapse values

Table 1. provides the RMSE values obtained in predicting structural collapse probability curves in the combination of IDA with Monte Carlos for RSM-FORM, RSM-SORM, RSM-MCS, ANFIS-GA-MCS, ANFIS-PSO-MCS, ANFIS-DE-MCS, and ANFIS-ACOR-MCS.

	Table 1.	. RMSE v	values from	IDA-MCS in	different	methods
--	----------	----------	-------------	------------	-----------	---------

	RSM-FORM	RSM-SORM	RSM-MCS	ANFIS-GA-MCS	ANFIS-PSO-MCS	ANFIS-DE-MCS	ANFIS-ACOR-MCS
RMSE	0.08067	0.09923	0.4616	0.04247	0.04034	0.4872	0.04933

#### 4. Conclusions

The lowest error in predicting structural collapse probability curves was obtained in the Monte Carlo method. The RMSE values for ANFIS-PSO-MCS, ANFIS-GA-MCS, RSM-MCS, ANFIS-DE-MCS, and ANFIS-ACOR-MCS from IDA were estimated to be 0.04034, 0.04247, 0.04616, 0.04872, and 0.04933, respectively.

#### 5. References

Achintya H, "Recent developments in reliability-based civil engineering", World Scientific, 2006.

Beheshti-Aval SB, Khojastehfar E, Noori M, Zolfaghari M, "A comprehensive collapse fragility assessment of moment resisting steel frames considering various sources of uncertainties", Canadian Journal of Civil Engineering, 2015, 43 (2), 118-131.

Elhewy AH, Mesbahi E, Pu Y, "Reliability analysis of structures using neural network method", Probabilistic Engineering Mechanics, 2006, 21 (1), 44-53.

FEMA-P695, "Quantification of Building Seismic Performance Factors", Federal Emergency Management Agency, Washington, DC, 2009.

Ibarra LF and Krawinkler H, "Global collapse of frame structures under seismic excitations," Report No.152, Pacific Earthquake Engineering Research Center Berkeley, CA, 2005.

Nowak A, Collins K, "Reliability of Structures", McGraw-Hill, New York, 2000.

Vamvatsikos D, Cornell CA, "Incremental dynamic analysis", Earthquake engineering and structural dynamics, 2002, 31 (3), 491-514.