



## در نظر گرفتن اثرات عدم قطعیت‌های مدل‌سازی بر منحنی شکنندگی فروریزش با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

احسان خجسته‌فر<sup>1\*</sup>، سید بهرام بهشتی اول<sup>2</sup>، کوروش نصرالله زاده<sup>3</sup> و محمد رضا ذوالفقاری<sup>2</sup>

<sup>1</sup> دانشجوی دکتری سازه، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی، تهران  
<sup>2</sup> دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی، تهران  
<sup>3</sup> استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی، تهران  
 تاریخ دریافت: 1391/12/20؛ تاریخ بازنگری: 1392/03/18؛ تاریخ پذیرش: 1393/04/29

### چکیده

در این مقاله اثرات عدم قطعیت‌های دانش ناشی از تغییرات موجود در پارامترهای مدل ممان - چرخش اصلاح شده ایبارا - کراوینکلر در سازه‌های فولادی با استفاده از تحلیل شبیه‌سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی دخیل شده‌اند. آموزش شبکه مورد نظر با استفاده از داده‌های ورودی منتج از تعداد محدودی شبیه‌سازی متغیرهای مدل‌سازی بر مبنای توزیع‌های احتمالی آنها و مقادیر خروجی میانگین و انحراف استاندارد منحنی‌های شکنندگی فروریزش انجام شده است. دو شبکه دو لایه با استفاده از داده‌های به دست آمده، آموزش و صحت سنجی شده‌اند و سپس با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه آموزش دیده منحنی شکنندگی فروریزش نهایی به دست آمده است. کارایی روش پیشنهادی با مقایسه نتایج حاصل از روش مونت کارلو بر مبنای سطح پاسخ نشان داده شده است. خطای پیش بینی به ترتیب برای مقادیر میانگین و انحراف استاندارد، به میزان 22٪ و 2٪ با استفاده از شبکه عصبی پیشنهادی نسبت به روش سطح پاسخ کاهش یافته است.

**کلمات کلیدی:** عدم قطعیت معرفتی؛ منحنی شکنندگی فروریزش؛ سازه‌های قاب خمشی؛ شبکه‌های عصبی مصنوعی؛ شبیه‌سازی مونت کارلو.

### Considering effects of modeling uncertainties on collapse fragility curve by artificial neural networks

E. Khojastehfar<sup>1\*</sup>, S.B Beheshti Aval<sup>2</sup>, K. Nasorllahzadeh<sup>3</sup> and M.R. Zolfaghari<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Ph.D Candidate, Dept. of Civil Engineering, Khaj-e-Nasir University of Technology, Tehran, Iran

<sup>2</sup> Assoc. Prof., Dept. of Civil Engineering, Khaj-e-Nasir University of Technology, Tehran, Iran

<sup>3</sup> Assist. Prof., Dept. of Civil Engineering, Khaj-e-Nasir University of Technology, Tehran, Iran

### Abstract

In this paper, effects of epistemic uncertainties due to variation of modified Ibarra-Krawinkler moment-rotation parameters of steel structures are involved in collapse fragility curves applying Monte Carlo simulation based on Artificial Neural Networks (ANNs). Training the networks is accomplished by limited simulations for input parameters based on their probability distributions and resultant calculated means and standard deviations of collapse fragility curves as outputs. Two two-layered artificial neural networks are trained and validated by obtained data. Monte Carlo simulation is implemented through application of trained neural networks and resultant collapse fragility curves are derived. Efficiency of the proposed method is demonstrated by comparing with response surface based Monte Carlo method. Prediction errors are reduced by 22% and 2% applying ANN-based Monte Carlo simulations for mean and standard deviation of collapse fragility curves, respectively.

**Keywords:** Epistemic uncertainty; Collapse fragility curves; moment-resisting steel structures; artificial neural networks; Monte Carlo simulation.

## 1- مقدمه

فروریزش جانبی، که به صورت ناپایداری جانبی سازه تحت جنبشهای شدید زمین تعریف می‌گردد، اخیرا بسیار مورد توجه محققین قرار گرفته شده است [1-3]. فروریزش ساختمان‌ها یکی از عوامل اساسی خسارتهای مالی و جانی در زلزله‌های گذشته بوده است [4 و 5]. علاوه بر این مسئله، جلوگیری از فروریزش سازه‌ها دغدغه دستورالعملهای نیرویی، عملکردی و نوین ارزیابی سازه‌ها در برابر زلزله می‌باشد [6-8]. استفاده از الگوهای پیش بینی دقیق‌تر به منظور تعیین ظرفیت فروریزش سازه‌ها، با در نظر گرفتن منابع مختلف عدم قطعیت به نتایج قابل اطمینان‌تر در ارزیابی لرزه‌ای سازه‌ها، تحلیل خطر پذیری سازه‌ها در برابر زلزله و مدیریت عواقب ناشی از زلزله منتهی خواهد شد.

دو منبع عدم قطعیت اصلی بر احتمال فروریزش سازه‌ها تاثیر گذار هستند. این منابع شامل عدم قطعیت تصادفی، ناشی از طبیعت ذاتی به دست آوردن احتمال فروریزش و عدم قطعیت دانش، ناشی از کمبود دانش و نادقیق بودن مدلهای احتمالی می‌باشند. در تعیین احتمال فروریزش، خصوصیت جنبشهای شدید زلزله، همانند مدت زمان شتاب نگاشت زلزله، محتوای فرکانسی زلزله و پارامتر شدت زلزله به عنوان عدم قطعیت‌های تصادفی و فرضیات استفاده شده در تعیین مدل مورد استفاده به عنوان بخش عدم قطعیت‌های دانش طبقه بندی می‌شوند [9].

روش‌های تخمین میانگین [10]، بازه اطمینان [11] و مونت کارلو<sup>1</sup> [12] سه روش معمول در دخیل نمودن اثرات عدم قطعیت‌های دانش در منحنی شکنندگی فروریزش می‌باشند. اگر چه که روش مونت کارلو [12]، به عنوان روش دقیق در این مسئله می‌باشد، اما تلاش محاسباتی بالای مورد نیاز در این روش برای حصول به نتایج قابل اطمینان، عملی بودن این روش را با تردید همراه می‌نماید. از سویی دیگر، با استفاده از فرضیات ساده کننده، روشهای تخمین میانگین [10]، بازه اطمینان [11] و مونت کارلو بر مبنای سطح پاسخ [13]، با تلاش محاسباتی کمتر و در عین حال خطای بیشتر همراه خواهند بود.

به منظور کاهش حجم محاسبات مورد نیاز در روش مونت کارلو، روش سطح پاسخ به همراه شبیه سازی مونت کارلو در تحقیقات قبل استفاده شده است [2]. محدودیت اصلی روش مونت کارلو بر مبنای سطح پاسخ، فرض تابع تحلیلی مشخص به منظور پیش بینی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش است. علاوه بر این هر چه تابع تحلیلی مورد استفاده پیچیده‌تر باشد، بایستی داده‌های بیشتری در دسترس باشد تا ضرایب ثابت تابع مورد نظر تعیین گردند. از سوی دیگر، شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تقریب سازی هر نوع تابع تحلیلی قابل استفاده هستند. لی<sup>2</sup> [21]، ثابت نموده است که هر تابع چند متغیره و مشتقات جزئی آن را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان تخمین زد.

در مطالعات محدودی از رویکرد شبکه مصنوعی در تخمین منحنی‌های شکنندگی حالات حدی مختلف استفاده شده است. مطالعاتی که توسط لاگروس<sup>3</sup> و فراگیداکیس<sup>4</sup> [22] انجام شده است از شبکه عصبی به منظور تعیین سریع احتمال حالات حدی مختلف و توسط پاپادراکاکیس<sup>5</sup> [23]، به منظور تعیین آسیب پذیری سدهای بتنی و توسط لاگروس<sup>3</sup> و همکاران [24] برای اثرات تصادفی خصوصیات مصالح در منحنی‌های شکنندگی استفاده نموده‌اند. در تحقیقات قبل اثرات پارامترهای تصادفی به عنوان منبع اصلی پارامترهای تصادفی در نظر گرفته شده‌اند.

در این مقاله شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه عصبی مصنوعی برای دخیل نمودن عدم قطعیت‌های مدلسازی در منحنی شکنندگی فروریزش سازه‌های فولادی خمشی و با هدف تخمین دقیقتر منحنی شکنندگی نسبت به روش مونت کارلو بر مبنای سطح پاسخ پیشنهاد شده است. دو شبکه دو لایه، بر اساس داده‌های به دست آمده از شبیه سازی پارامترهای مدلسازی و مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش تحلیلی آموزش یافته و صحت سنجی شده‌اند. برای نشان دادن کارایی روش پیشنهادی تعداد محدودی منحنی شکنندگی فروریزش با استفاده از

<sup>2</sup> Li<sup>3</sup> Lagaros<sup>4</sup> Fragiadakis<sup>5</sup> Papadrakakis<sup>1</sup> Monte Carlo

در تحقیقات گذشته نشان داده شده است که توزیع احتمالی لوگ - نرمال تابع بهینه برای بیان منحنی شکنندگی فروریزش است [15]. با استفاده از توزیع احتمالی لوگ - نرمال برای توزیع تجمعی احتمال، رابطه (1) به صورت معادله (2) به دست خواهد آمد:

$$P(\text{Collapse} | IM = im_i) = \Phi\left(\frac{LN(im_i) - LN(\eta_c)}{\beta_c}\right) \quad (2)$$

که در این معادله  $\Phi$  نشان دهنده تابع توزیع گوسی،  $\eta_c$  مقدار میانگین و  $\beta_c$  پراکندگی تابع احتمالی فروریزش است.

### 3- منابع عدم قطعیت

مشخصاً دو منبع عدم قطعیت اصلی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش را تحت تأثیر قرار می‌دهند. عدم قطعیت ناشی از طبیعت تصادفی جنبشهای شدید زمین ناشی از زلزله، که به عنوان عدم قطعیت تصادفی نامیده می‌شود و عدم قطعیت معرفتی که به علت کمبود داده‌ها و ناتوانایی مدل‌های تحلیلی برای بیان دقیق تمامی جنبه‌های تحلیل لرزه‌ای یک سازه است. جنبه عدم قطعیت تصادفی در منحنی شکنندگی فروریزش، شامل منبع زلزله، مدت زمان زلزله و محتوای فرکانسی زلزله، با استفاده از کاربرد چندین رکورد زمین لرزه طبیعی در تحلیل دینامیکی افزایشی امکان پذیر است. در حالیکه عدم قطعیت تصادفی ناشی از میزان کاهندگی امواج زلزله و دوره بازگشت بزرگای زلزله با استفاده از تحلیل احتمالی خطر زلزله دخیل می‌گردند [16].

### 4- دخیل نمودن عدم قطعیت‌های معرفتی

روش‌های تخمین میانگین [10]، بازه اطمینان [11] و شبیه سازی مونت کارلو [12]، سه روش معمول در تعیین اثرات عدم قطعیت‌های معرفتی و ترکیب این اثرات با اثرات عدم قطعیت‌های تصادفی در منحنی شکنندگی فروریزش هستند. در روش تخمین میانگین، فرض اصلی آن است که عدم قطعیت‌های معرفتی تنها پراکندگی منحنی شکنندگی فروریزش را متأثر می‌کنند. از سوی دیگر در روش بازه اطمینان مقدار پراکندگی منحنی شکنندگی ثابت می‌ماند و مقدار میانگین تغییر می‌نماید. بر خلاف این فرضیات ساده کننده، نشان داده شده است که منابع عدم قطعیت‌های معرفتی سبب تغییر در هر دو پارامتر میانگین و انحراف

تحلیل دینامیکی افزایشی (IDA)<sup>1</sup>، قاب سه طبقه خمشی فولادی به دست آمده است. نتایج حاصل از شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای سطوح پاسخ دو جمله‌ای و لگاریتمی با شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه عصبی به صورت مقادیر پیش بینی شده مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی مقایسه شده‌اند.

### 2- تعیین منحنی شکنندگی

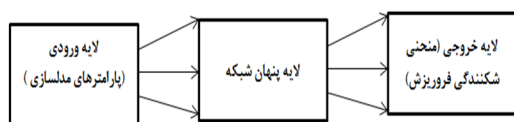
تحلیل دینامیکی افزایشی (IDA)<sup>2</sup>، روشی معمول در تعیین منحنی شکنندگی حالات حدی مختلف در سازه‌ها تحت اثرات زلزله می‌باشد [14]. هر منحنی IDA با استفاده از چندین تحلیل دینامیکی غیر خطی سازه مورد بررسی تحت رکوردهای زلزله با مقادیر شدت‌های فزاینده به دست می‌آید. این منحنی‌ها نشان دهنده پارامتر پاسخ سازه، به عنوان پارامتر نیاز مهندسی (EDP) در برابر مشخصه مورد نظر زلزله، به عنوان پارامتر شدت زلزله (IM)؛ می‌باشند. تغییرات EDP ناشی از طبیعت تصادفی شدت زلزله با استفاده از انتخاب چندین جنبش شدید زمین در تحلیل دینامیکی غیر خطی لحاظ می‌گردد. برازش منحنی احتمالی بر نقاطی که نماینده حالت حدی مورد نظر می‌باشند، نشان دهنده منحنی شکنندگی سازه مفروض برای حالت حدی مورد مطالعه می‌باشد.

حالت حدی فروریزش سازه بر مبنای روش شدت زلزله (IM-Based Method) به صورت شدتی از زلزله تعریف می‌گردد که سازه مورد مطالعه تحت زلزله با آن شدت، دچار ناپایداری دینامیکی گردد. به بیانی دیگر  $IM_{collapse}$  نشان دهنده شدت لرزه‌ای آخرین نقطه‌ای روی منحنی IDA است که تحلیل دینامیکی سازه همگرا شده است. به ازای هر منحنی IDA یک نقطه نماینده شدت لرزه‌ای متناظر با فروریزش خواهد بود و منحنی احتمالی برازش شده بر نقاط فوق در منحنی‌های IDA منحنی شکنندگی فروریزش خواهد بود [3]. با استفاده از این روش رابطه منحنی شکنندگی فروریزش در معادله (1) نشان داده شده است:

$$P(\text{Collapse} | IM = im_i) = P(im_i > IM_{Collapse}) = F_{IM_{Collapse}}(im_i) \quad (1)$$

<sup>1</sup> Incremental Dynamic Analysis

هدف از شبکه عصبی مصنوعی، شبیه سازی عملکرد اولیه نرونهای عصبی است. این شبکه‌ها از المانهای به عنوان نرونهای مصنوعی تشکیل یافته‌اند و پیکربندی این المانها چنان صورت می‌گیرد که بیانگر تعدادی از عملکردهای مغز، همانند یادگیری از تجربیات، عمومی سازی با استفاده از داده‌ها و طبقه بندی داده‌ها را داشته باشند. رابطه پیچیده بین داده‌های ورودی، که در این مقاله پارامترهای مدلسازی سازه نمونه هستند و داده‌های خروجی، که در این مقاله میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش هستند، با آموزش شبکه مورد نظر پیش بینی می‌گردد.



شکل 1- ساختار شبکه پیشنهادی

ساختار شبکه پیشنهادی در شکل 1 نشان داده شده است. لایه ورودی شبکه نشان داده شده، پارامترهای مدلسازی سازه نمونه و لایه خروجی، میانگین و انحراف استاندارد تابع شکنندگی فروریزش خواهد بود. لایه پنهان شامل تعداد نرون مصنوعی است. تعداد نرونها در لایه پنهان به عنوان اندازه لایه پنهان نامیده می‌شود. هر کدام از نرونها در لایه پنهان توسط اتصالاتی به لایه ورودی متصل می‌گردند که این اتصالات همراه با وزن اتصال، تابع تحریک و میزان انحراف همراه خواهد بود. اگر  $I$  یک بردار ورودی  $R$  بعدی،  $S$  اندازه لایه پنهان و  $f$  و  $b$  به ترتیب تابع تحریک و میزان انحراف هر کدام از اتصالات باشند، مقدار خروجی لایه پنهان به صورت معادله (3) نوشته می‌شود:

$$a = f(W_1 I + b_1) \quad (3)$$

که این معادله،  $a$  یک بردار  $S$  بعدی است که به عنوان بردار ورودی برای لایه خروجی می‌باشد و  $W_1$  ماتریس  $S \times R$  به عنوان ماتریس ورودی وزن لایه پنهان می‌باشد. بردار خروجی با استفاده از معادله (4) به دست می‌آید، که در این معادله،  $W_2$  و  $b_2$  به ترتیب ماتریس وزن و بردار انحراف برای لایه خروجی شبکه هستند:

$$O = g(W_2 a + b_2) \quad (4)$$

ماتریس‌های وزن و بردارهای انحراف با استفاده از داده‌های آموزش شبکه چنان تنظیم می‌شوند که خطای پیش

استاندارد منحنی شکنندگی می‌گردند [12]. در روش شبیه سازی مونت کارلو با انجام تحلیل دینامیکی سازه نمونه تعداد زیاد شبیه سازی برای پارامترهای مدلسازی صورت می‌گیرد. احتمال مورد انتظار، که از هزاران منحنی شکنندگی فروریزش در بازه‌های مختلف IM به دست می‌آید؛ نشان دهنده منحنی شکنندگی فروریزش نهایی است که اثرات عدم قطعیت‌های معرفتی در آن لحاظ شده است. این روش با توجه به زمان مورد نیاز برای هر تحلیل دینامیکی سازه برای هر مقدار شبیه سازی شده پارامترهای مدلسازی، از نظر محاسباتی بسیار حجیم است.

روش مونت کارلو بر مبنای تقریب سطح پاسخ به منظور کاهش حجم عملیاتی، توسط محققین پیشین پیشنهاد شده است [13]. در این روش، توابع تحلیلی مشخص به تعداد محدودی مقادیر شبیه سازی شده پارامترهای مدلسازی به عنوان پارامترهای ورودی، و مقادیر به دست آمده تحلیلی میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش، به عنوان پارامترهای خروجی، میانبایی می‌گردد. در قدم بعدی، مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش برای تعداد بسیار زیاد شبیه سازی شده پارامترهای مدلسازی با استفاده از توابع تحلیلی به دست آمده محاسبه خواهند شد. استفاده از این روش سبب کاهش حجم عملیاتی در تعیین میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش، و در عین حال سبب افزایش خطای این پیش بینی می‌گردد. به منظور افزایش دقت پیش بینی منحنی شکنندگی فروریزش، تخمین مقادیر میانگین و انحراف استاندارد بایستی با استفاده از مدل‌های دقیقتر صورت گیرد. توابع تحلیلی درجه دوم و لگاریتمی به منظور پیش بینی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش در تحقیقات قبل استفاده شده‌اند [18 و 2]. در این مقاله، توابع درجه دوم و لگاریتمی به منظور نشان دادن کارایی روش پیشنهادی، بر مبنای شبکه عصبی استفاده شده اند.

## 5- روش پیشنهادی در تعیین تاثیر عدم قطعیت

### معرفتی

در این مقاله، روش شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش پیشنهاد شده است.

که در این معادله،  $d^l$  نشان دهنده جهت جستجو است که شامل مشتقات جزئی تابع خطا نسبت به وزن‌هاست و  $\alpha$  نشان دهنده اندازه نمو و  $\eta$  پارامتر مومنتم است که در بازه  $(0,1)$  انتخاب می‌گردد.

پس از آموزش شبکه با تعدادی ورودی و خروجی، شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه آموزش دیده صورت می‌گیرد. ابتدا در این روش، تعداد زیادی ورودی شبیه سازی می‌گردند. این شبیه سازی بر مبنای توزیع احتمال پارامترهای ورودی صورت می‌گیرد. در مرحله بعد مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش با استفاده از شبکه آموزش دیده و با ورودی مقادیر شبیه سازی شده پارامترهای مدل سازی تعیین می‌گردند.

### 6- سازه نمونه

روش پیشنهادی در دخیل نمودن عدم قطعیت‌های معرفتی در منحنی شکنندگی فروریزش در مورد سازه سه طبقه فولادی خمشی استفاده شده است (شکل 2).

مقاطع طراحی شده برای سازه نمونه در جدول 1، نشان داده شده‌اند. سازه مورد مطالعه در پلان و ارتفاع متقارن فرض شده است، بنابراین امکان تحلیل دو بعدی یک قاب به عنوان نشان دهنده عملکرد کل سازه امکان پذیر است.

شتاب طیفی در پرپود اول سازه،  $SA(T_1)$  به عنوان معیار شدت انتخاب شده است. این پارامتر شدت در بسیاری از تحقیقات (به عنوان مثال مراجع [25] و [18]) استفاده شده است و کارایی و کفایت آن در تعیین آسیب لرزه‌ای سازه‌ای، که هدف اصلی تحلیل شکنندگی است، به اثبات رسیده است [26].

بیشینه گریز نسبی طبقه  $1^{IDR}$ ، به عنوان پارامتر نیاز مهندسی انتخاب شده است. به این دلیل که این پارامتر نشان دهنده عملکرد کلی ساختمان است و ارتباط مناسبی با فروریزش کلی سازه دارد [27].

پارامترهای مدل ممان - چرخش اصلاح شده ایبارا - کراوینکلر<sup>2</sup> [17]، به عنوان عدم قطعیت‌های معرفتی و جنبشهای شدی زمین ناشی از زلزله در تحلیل دینامیکی سازه، به عنوان عدم قطعیت‌های تصادفی انتخاب شده‌اند.

بینی را کمینه نماید. در این مقاله داده‌های آموزش با استفاده از شبیه سازی متغیرهای مدل سازی و تحلیل آسیب پذیری سازه نمونه با فرض مقادیر شبیه سازی شده برای پارامترهای مدل سازی سازه، به دست آمده‌اند. برای پیش بینی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش دو شبکه عصبی جداگانه طراحی و آموزش داده شده‌اند.

آموزش شبکه عصبی شامل تعریف ساختار شبکه، تنظیم مقادیر وزنها و انتخاب توابع تحریک است. معمولاً درصدی از داده‌های موجود (به عنوان مثال 80٪) به منظور آموزش شبکه استفاده می‌شود و مابقی داده‌های موجود به عنوان داده‌های صحت سنجی پیش بینی شبکه استفاده می‌گردند. تعداد نرونهای لایه پنهان بایستی چنان انتخاب گردد که میزان خطای پیش بینی را مینیمم نماید، از سوی دیگر این تعداد بایستی آنقدر زیاد باشد که شبکه برای مقادیر ورودی که در داده‌های آموزش شبکه موجود نیستند، مقادیر نادقیقی را پیش بینی نماید.

ماتریسهای وزن و بردارهای انحراف بایستی چنان تنظیم گردند که میزان خطای پیش بینی شبکه را مینیمم نمایند. معمولاً از تابع درجه دوم میانگین به منظور شاخصی برای میزان خطای شبکه عصبی استفاده می‌شود. معادله مربوطه در معادله (5) نشان داده شده است:

$$E = \sum_m \frac{1}{2} (Y(x^m; (w, A)) - t^m)^2 \quad (5)$$

در معادله (5)؛  $m$  تعداد زوجهای آموزش  $(x, t)$ ،  $x^m$  و  $t^m$  به ترتیب مقادیر  $m$ -امین داده ورودی و خروجی است.  $Y$  مقدار پیش بینی شده توسط شبکه عصبی است که ساختار آن  $A$  و ماتریس وزن آن  $W$  است. مقادیر بهینه ماتریس وزن با استفاده از حل مسئله کمینه سازی مقدار خطای پیش بینی شبکه به دست می‌آیند. یک الگوریتم معمول مینیمم سازی که در این مقاله نیز از آن استفاده شده است، الگوریتم پس انتشار خطا است. که در آن هر مرحله بهینه سازی، با چندین تکرار و در جهت کمترین شیب انجام می‌گیرد. وزنهای شبکه در مرحله تکرار  $t+1$  با معادله (6) محاسبه می‌گردند.

$$w^{(t+1)} = w^t + \Delta w^t \quad (6)$$

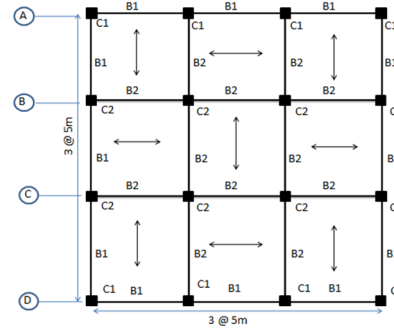
در معادله (6)،  $w^t$  ماتریس وزن در مرحله تکرار  $t$  و  $\Delta w^t$  از معادله (7) به دست می‌آید.

$$\Delta w^t = \alpha \cdot \Delta w^{t-1} + \eta \cdot d^t \quad (7)$$

<sup>1</sup> Inter-story Drift Ratio

<sup>2</sup>Ibarra - Krawinkler

رویکرد بر مبنای IM به منظور تعیین منحنی شکنندگی فروریزش، از تحلیل دینامیکی افزایشی استفاده شده است.



شکل 2- پلان سازه نمونه

جدول 1- مقاطع طراحی شده برای سازه نمونه

طبقه	ستون C1	ستون C2	تیر B1	تیر B2
1	BOX 180x180x1.6	BOX 200x200x1.6	IPE 300	IPE 330
2	BOX 180x180x1.6	BOX 200x200x1.6	IPE 300	IPE 330
3	BOX 180x180x1.6	BOX 200x200x1.6	IPE 300	IPE 330

رفتار هیستریتیک اتصال بر اساس قواعد زوال تعریف می‌گردد. این قواعد بر اساس انرژی تلف شده در هر سیکل رفت و برگشت تعریف می‌گردند. در مدل یاد شده موده‌های زوال مقاومت اولیه، مقاومت پس از نقطه اوج، سختی باربرداری و سختی بارگذاری مجدد لحاظ می‌گردند [17]. ظرفیت انرژی تلف شده در هر عضو که بر اساس آن قواعد زوال تعریف می‌گردند با استفاده از معادله (8) به دست می‌آید [17].

$$E_f = \Lambda M_y \quad (8)$$

که در این معادله،  $\Lambda$  نشان دهنده نرخ زوال سایکلک و بر اساس نتایج آزمایشگاهی تعیین می‌گردد. در تحقیقات قبل نشان داده شده است که پارامترهای  $\theta_p$ ,  $\theta_{pc}$ ,  $\Lambda$  و  $\theta_{p,c}$  اثر بیشتری بر ظرفیت فروریزش سازه نسبت به پارامترهای مدلسازی دیگر دارند [18]. 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 2، نشان داده شده‌اند.

جدول 2- مقادیر میانگین و انحراف استاندارد پارامترهای

مدلسازی [1]

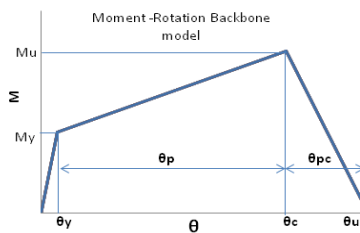
میانگین $\theta_p$ (rad)	میانگین $\theta_{pc}$ (rad)	میانگین $\Lambda$ (rad)	میانگین $\sigma_{\theta_p}$	میانگین $\sigma_{\theta_{pc}}$	میانگین $\sigma_{\Lambda}$	$\rho_{\theta_p, \Lambda}$	$\rho_{\theta_{pc}, \Lambda}$	$\rho_{\theta_p, \theta_{pc}}$
0/025	0/43	0/16	0/41	1/00	0/43	0/67	0/44	0/69

به منظور بررسی روش پیشنهادی، قاب دو بعدی نمونه (قاب B یا C)، در نظر گرفته شده است. اتصالات خمشی به صورت فنرهای پیچشی با رفتار مدل اصلاح شده ایبارا - کراوینکلر در نظر گرفته شده‌اند. مدل چشمه اتصال M2-WO طبق تحقیق [19] لحاظ شده است. به این دلیل که تسلیم در ناحیه تیر، ستون و چشمه اتصال به خوبی در این مدل قابل بیان می‌باشد.

تعداد 40 رکورد زلزله که به وسیله مدینا<sup>1</sup> [20]، پیشنهاد شده است و به عنوان رکوردهای LMSR شناخته می‌شوند.

از این رکوردها به منظور بررسی عملکرد سازه در حالت حدی فروریزش جانبی استفاده شده است.

منحنی پوش مدل ممان - چرخش استفاده شده، به عنوان مدل اصلاح شده ایبارا - کراوینکلر، در شکل 3 نشان داده شده است.



شکل 4- منحنی پوش ممان - چرخش مدل اصلاح شده

ایبارا - کراوینکلر [17]

تعریف پارامترهای مدلسازی، که در شکل 3 نشان داده شده‌اند، طبق منبع [17] به صورت زیر است:

$\theta_c$ : چرخش اوج،  $M_y$ : ممان تسلیم،  $\theta_y$ : چرخش تسلیم،  $\theta_u$ : چرخش نهایی،  $\theta_p$ : ظرفیت چرخش پلاستیک و  $\theta_{pc}$ : ظرفیت چرخش پس از نقطه اوج می‌باشند.

<sup>1</sup> Medina

$$LN(\eta_c) = C_0 + C_1 LN(\theta_p) + C_2 LN\left(\frac{\theta_{pc}}{\theta_p}\right) + C_3 LN(\Lambda) \quad (9)$$

$$LN(\beta_c) = C_0' + C_1' LN(\theta_p) + C_2' LN\left(\frac{\theta_{pc}}{\theta_p}\right) + C_3' LN(\Lambda) \quad (10)$$

$$\eta_c = C_0 + C_1 \theta_p + C_2 \theta_{pc} + C_3 \Lambda + C_4 \theta_p \theta_{pc} + C_5 \theta_p \theta_{pc} + C_6 \theta_{pc} \Lambda + C_7 \theta_p^2 + C_8 \theta_{pc}^2 + C_9 \Lambda^2 \quad (11)$$

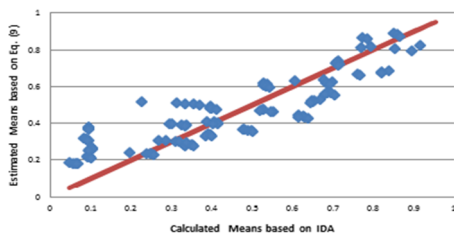
$$\beta_c = C_0' + C_1' \theta_p + C_2' \theta_{pc} + C_3' \Lambda + C_4' \theta_p \theta_{pc} + C_5' \theta_p \theta_{pc} + C_6' \theta_{pc} \Lambda + C_7' \theta_p^2 + C_8' \theta_{pc}^2 + C_9' \Lambda^2 \quad (12)$$

جدول 3- ضرایب ثابت معادلات (9) و (10)

خطای پیش بینی	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	ضرایب تابع میانگین
خطای پیش بینی	C <sub>0</sub> '	C <sub>1</sub> '	C <sub>2</sub> '	C <sub>3</sub> '	ضرایب تابع انحراف استاندارد
0/0164	-0/9	0/1559	0/3438	0/5149	تابع میانگین η
خطای پیش بینی	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	ضرایب تابع انحراف استاندارد
0/0025	-0/458	0/1579	0/1	0/0933	تابع انحراف استاندارد σ

جدول 4- ضرایب ثابت معادلات (11) و (12)

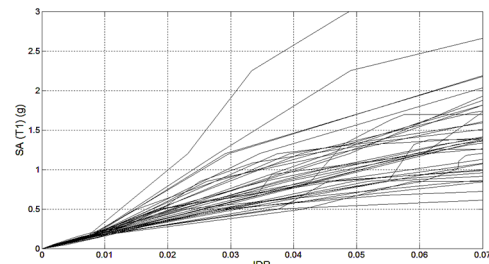
خطای پیش بینی	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	C <sub>9</sub>	ضرایب تابع میانگین
خطای پیش بینی	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	C <sub>9</sub>	ضرایب تابع انحراف استاندارد
0/0729	-0/179	-3/4647	3/368	0/892	-2/836	3/916	0/472	845/984	-5/278	-0/277	تابع میانگین η
خطای پیش بینی	C <sub>0</sub>	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	C <sub>9</sub>	ضرایب تابع انحراف استاندارد
0/0417	-0/505	7/2941	-0/536	0/104	1/4088	-1/282	0/106	-158/47	0/385	-0/018	تابع انحراف استاندارد σ



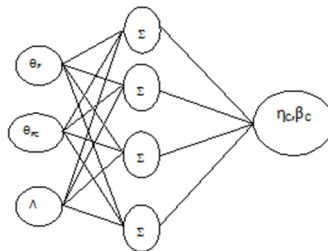
شکل 6- مقایسه مقادیر مانگین تحلیلی بر مبنای تحلیل IDA و مقادیر محاسباتی با تحلیل مونت کارلو بر مبنای معادله (9)

به منظور تعیین داده‌های ورودی برای تشکیل سطوح پاسخ و آموزش شبکه عصبی 5 مقدار برای هر کدام از متغیرهای مدل‌سازی منطبق بر مقادیر میانگین، میانگین به اضافه یک انحراف استاندارد و میانگین منهای یک انحراف استاندارد (جمعاً 125 حالت) در نظر گرفته شده است. برای هر کدام از حالت‌های فوق، تحلیل دینامیکی افزایشی سازه نمونه انجام شده است و توابع شکنندگی فروریزش تعیین شده‌اند. مقدار خروجی در سطوح پاسخ و شبکه عصبی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی در نظر گرفته شده است.

منحنی‌های نمونه IDA و ساختار شبکه عصبی پیشنهادی به منظور پیش بینی مقادیر میانگین و انحراف استاندارد به ترتیب در شکل‌های 4 و 5 نشان داده شده‌اند.



شکل 4- نمونه منحنی‌های IDA

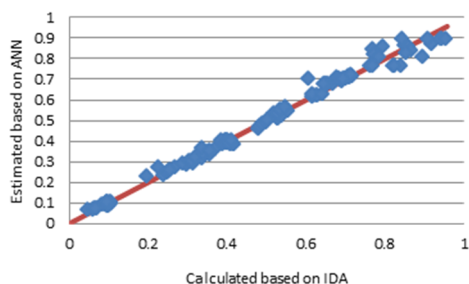


شکل 5- شبکه عصبی پیشنهادی

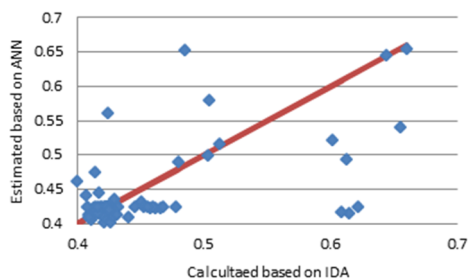
توابع استفاده شده در روش سطح پاسخ و به منظور تعیین مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش در روابط (9) تا (12) نشان داده شده‌اند. تعیین ضرایب ثابت معادلات (9) تا (12) با استفاده از تحلیل میانبایی غیر خطی و با استفاده از 81 زوج ورودی- خروجی (65٪ داده‌های موجود) صورت گرفته است. مقادیر ضرایب ثابت توابع فوق در جدول 3 و 4 نشان داده شده‌اند.

پاسخ (معادلات (9) تا (12)) به دست آمده‌اند. برای سطوح پاسخ درجه دوم (معادلات (9) و (10)) مقادیر متغیرهای تصادفی در بازه  $[-2\sigma, +2\sigma]$  انتخاب شده‌اند. منحنی شکنندگی فروریزش سازه نمونه با استفاده از روش مونت کارلو بر مبنای سطوح پاسخ و همچنین این منحنی زمانی که از عدم قطعیت معرفتی صرف‌نظر شود (با قرار دادن مقدار میانگین پارامترهای مدل‌سازی) در شکل‌های 12 و 13 نشان داده شده است.

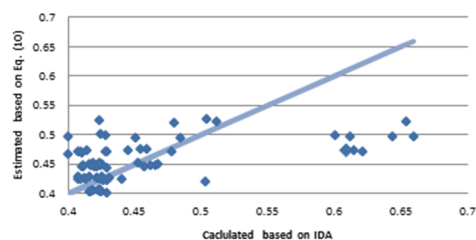
مقایسه مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی که با استفاده از سطوح پاسخ محاسبه شده‌اند با مقادیر تحلیلی در شکل‌های 6-9 نشان داده شده است. میزان خطای پیش بینی برای پارامترهای میانگین و انحراف استاندارد بر مبنای میانگین نسبت ارائه شده در معادله (13) محاسبه می‌گردد. همچنین مقادیر میانگین و انحراف استاندارد پیش بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و مقادیر تحلیلی در شکل‌های 10 و 11 با هم مقایسه شده‌اند.



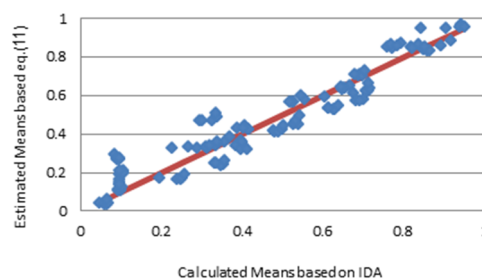
شکل 10- مقایسه مقادیر محاسباتی میانگین بر اساس تحلیل IDA با مقادیر محاسبه شده با تحلیل مونت کارلو بر مبنای شبکه عصبی



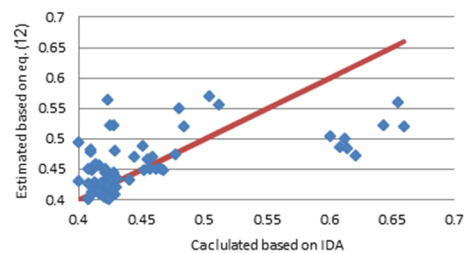
شکل 11- مقایسه مقادیر محاسباتی انحراف استاندارد بر اساس تحلیل IDA با مقادیر محاسبه شده با تحلیل مونت کارلو بر مبنای شبکه عصبی



شکل 7- مقایسه مقادیر محاسباتی انحراف استاندارد بر اساس تحلیل IDA با مقادیر محاسبه شده با تحلیل مونت کارلو بر مبنای معادله (10)



شکل 8- مقایسه مقادیر محاسباتی میانگین بر اساس تحلیل IDA با مقادیر محاسبه شده با تحلیل مونت کارلو بر مبنای معادله (11)



شکل 9- مقایسه مقادیر محاسباتی انحراف استاندارد بر اساس تحلیل IDA با مقادیر محاسبه شده با تحلیل مونت کارلو بر مبنای معادله (12)

$$Error = \left( \frac{|Estimated - Calculated|}{Calculated} \right) \times 100 \quad (13)$$

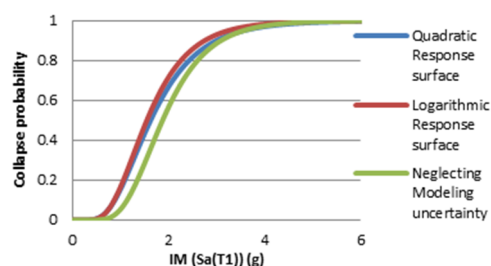
به منظور استفاده از روش مونت کارلو بر مبنای سطوح پاسخ، تعداد 10000 مقدار برای پارامترهای ورودی بر اساس توزیعهای احتمالی آنها شبیه سازی شده و مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی با استفاده از سطوح



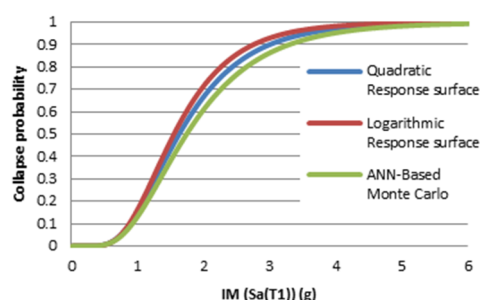
## 7- نتیجه گیری

در این مقاله روش شبکه عصبی مصنوعی به منظور ارائه منحنی شکنندگی فروریزش با دخیل نمودن عدم قطعیت‌های معرفتی پیشنهاد شده است. آموزش شبکه پیشنهادی و صحت سنجی نتایج با استفاده از تعداد محدودی منحنی شکنندگی فروریزش انجام شده است. این منحنی‌ها با استفاده از تحلیل دینامیکی افزایشی قاب نمونه و با در نظر گرفتن مقادیر مختلف برای پارامترهای مدلسازی (به عنوان عدم قطعیت‌های دانش) تعیین شده‌اند. روش مونت کارلو بر مبنای شبکه مصنوعی عصبی با شبیه سازی تعداد زیاد مقادیر پارامترهای مدلسازی و تعیین میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش، انجام شده است. به عنوان مطالعه موردی، قاب نمونه سه طبقه خمشی فولادی با رفتار ممان - چرخش اصلاح شده ایبارا - کراوینکلر در نظر گرفته شده است که عدم قطعیت پارامترهای این مدل به عنوان پارامترهای مدلسازی لحاظ شده‌اند. منحنی شکنندگی فروریزش نهایی با رویکردهای مختلف سطوح پاسخ، بر مبنای توابع درجه دوم و لگاریتمی و روش پیشنهادی بر مبنای شبکه عصبی ارائه و دقت روشهای مختلف در دخیل نمودن عدم قطعیت‌های مدلسازی با هم مقایسه شده‌اند.

مقادیر پیش بینی شده میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی فروریزش، که در جدول 6 نشان داده شده‌اند، بیانگر این مسئله است که دخیل نمودن عدم قطعیت‌های معرفتی سبب کاهش در مقدار میانگین و افزایش انحراف استاندارد نسبت به حالتیکه از اثر این عدم قطعیتها صرفنظر گردد، می‌شود. به دلیل اینکه خطای پیش بینی مقادیر فوق در روش شبکه عصبی نسبت به سطوح پاسخ درجه دوم و لگاریتمی کمتر است (همانگونه که در جدول 5 نشان داده شده است)، می‌توان چنین نتیجه گیری نمود که تعیین مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی شکنندگی با رویکرد شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه عصبی دارای قابلیت اطمینان بالاتری نسبت منحنی شکنندگی با استفاده از روش مونت کارلو بر مبنای سطح پاسخ خواهد بود. مقایسه مقادیری که در جدول 6 ارائه شده‌اند، نشان می‌دهد که روش بر مبنای شبکه عصبی سبب کاهش کمتر مقدار میانگین و در عین حال افزایش بیشتر انحراف استاندارد منحنی شکنندگی، نسبت به روش سطح پاسخ، می‌گردد.



شکل 12- منحنی‌های شکنندگی فروریزش مقایسه روشهای مختلف



شکل 13- منحنی‌های شکنندگی فروریزش مقایسه روشهای مختلف

جدول 5- خطای پیش بینی در روشهای مختلف

روش پیشنهادی	معادلات (11) و (12)	معادلات (9) و (10)
خطای پیش بینی میانگین	4/1%	2/7%
خطای پیش بینی مقدار انحراف استاندارد	4/6%	6%

جدول 6- مقادیر میانگین و انحراف استاندارد با استفاده از

شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای روشهای مختلف

میانگین $\eta$	انحراف استاندارد $\beta$	صرفنظر از عدم قطعیت دانش	روش پیشنهادی	معادلات 11 و 12	معادلات 9 و 10
0/6299	0/3894	0/5537	0/4972	0/4377	0/4866
				0/4480	0/4762

- under earthquake excitations. ECCOMAS Thematic Conference on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering.
- [16] Kramer SL (1996) Geotechnical earthquake engineering. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 653.
- [17] Ibarra LF, Medina RA, Krawinkler H (2005) Hysteretic models that incorporate strength and stiffness deterioration. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics* 34(12): 1489–1511.
- [18] Zareiana F, Krawinkler H, (2009) Simplified performance based earthquake engineering. The John A. Blume Earthquake engineering center, Report No. 169
- [19] Douglas A Foutch, Seung-Yul Y (2002) Modeling of steel moment frames for seismic loads. *Journal of Constructional Steel Research* 58: 529–564
- [20] Medina R (2002) Seismic demands for nondeteriorating frame structures and their dependence on ground motions. PhD dissertation, Department of Civil Engineering, Stanford University
- [21] Li X (1996) Simultaneous approximations of multivariate functions and derivatives by neural networks with one hidden layer. *Neuro-computing*; 12: 327–43.
- [22] Lagaros ND, Fragiadakis M (2007) Fragility assessment of steel frames using neural networks. *Earthquake Spectra* 23(4): 735–752.
- [23] Papadrakakis, M., Papadopoulos, V., Lagaros, N. D., Oliver, J., Huespe, A. E., & Sánchez, P. (2008) Vulnerability analysis of large concrete dams using the continuum strong discontinuity approach and neural networks. *Structural Safety* 30(3): 217–235.
- [24] Lagaros, N. D., Tsompanakis, Y., Psarropoulos, P. N., & Georgopoulos, E. C. (2009) Computationally efficient seismic fragility analysis of geostructures. *Computers & Structures* 87(19): 1195–1203.
- [25] Ibarra LF, Krawinkler H (2005) Global collapse of frame structures under seismic excitations, Pacific Earthquake Engineering Research Center.
- [26] Luco N (2002) Probabilistic seismic demand analysis, SMRF connection fractures, and near-source effects (Doctoral dissertation, Stanford University).
- [27] Cornell CA, Jalayer F, Hamburger RO, Foutch DA (2002) Probabilistic basis for 2000 SAC Federal Emergency Management Agency steel moment frame guidelines. *Journal of Structural Engineering* 128(4): 526–533.
- مراجع**
- [1] Lignos D (2008) Sideway collapse of deteriorating structural systems under seismic excitations. PhD dissertation, Department of Civil Engineering, Stanford University.
- [2] Liel AB, Haselton CB, Deierlein GG, Baker JW (2009) Incorporating modeling uncertainties in the assessment of seismic collapse risk of buildings. *Structural Safety* 31: 197–211.
- [3] Zareian F, Krawinkler H, Ibarra L, Lignos D (2010) Basic concepts and performance measures in prediction of collapse of buildings under earthquake ground motions. *Struct Design Tall Spec Build* 19: 167–181.
- [4] Wyllie LA, Filson JR (1989) Armenia earthquake reconnaissance report. *Earthquake Spectra*, Special supplement,
- [5] Khurana A (2005) Report on earthquake of 8th October in some parts of Northern India. <http://www.ndmindia.nic.in>
- [6] UBC (1997) Uniform building code. International Conference of Building Officials, Whittier, California.
- [7] FEMA (2000) 'Recommended seismic design criteria for new steel moment frame buildings. Rep No FEMA-350, SAC Joint Venture, Federal Emergency Management Agency, Washington, DC.
- [8] ATC-58-1 75% Draft guidelines for seismic performance assessment of buildings, Volume 1-Methodology: <https://www.atcouncil.org/Projects/atc-58-project.html>
- [9] DerKiureghian A, Ditlevsen O (2008) Aleatory or epistemic? Does it matter? *Struct Saf* DOI: 10.1016/j.strusafe.2008.06.020.
- [10] Benjamin JR, Cornell CA (1970) Probability, statistics and decision for civil engineers. New York: McGraw-Hill.
- [11] Ellingwood B (2009) Quantifying and communicating uncertainty in seismic risk assessment. *Structural Safety* 31: 179–18.
- [12] Rubinstein RY (1981) Simulation and the Monte Carlo method. New York: John Wiley and Sons.
- [13] Pinto P, Giannini R, Franchin P (2005) Seismic reliability analysis of structures. Pavia, Italy: IUSS Press.
- [14] Vamvatsikos D, Cornell CA (2002). Incremental dynamic analysis. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics* 31(3): 491–514.
- [15] Krawinkler H, Zareian F, Dimitrios G Lignos, Ibarra F (2009) Prediction of collapse of structures