

Estimating Structural Collapse Responses Considering Modeling Uncertainties using Artificial Neural Networks and Response Surface Method

M. A. Bayari¹, N. Shabakhty², E. Izadi Zaman Abadi^{1,*}

¹ Department of Civil Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

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

ABSTRACT: This research investigates the collapse responses of a concrete moment frame considering modeling uncertainties. These modeling uncertainties are considered for evaluating a collapse response related to the modified Ibarra-Krawinkler moment-rotation parameters for beam and column elements of a given structure. To analyze these uncertainties, the correlations between the model parameters in one component and between two structural components were considered. Latin Hypercube Sampling (LHS) method was employed to produce independent random variables. Moreover, Cholesky decomposition was adopted to produce correlated random variables. Performing 281 simulations for the uncertainties involved considering their inter-correlations, incremental dynamic analysis (IDA) was done using 44 far-field accelerograms to determine structural collapse responses. Collapse responses of each simulation, including mean collapse capacity, mean collapse drift and mean annual frequency, were obtained. Then, the collapse responses were predicted using the response surface method and artificial neural network. The results show that the Correlation coefficients (R) between the target data resulted from incremental dynamic analysis (IDA), output data resulted from response surface method (RSM), and artificial neural network (ANN) were obtained for the collapse responses above 0.98. The maximum prediction errors for mean collapse capacity and mean collapse drift are less than 5% and for mean annual frequency less than 10% under the response surface method (RSM) and artificial neural network (ANN).

Review History:

Received: Nov. 14, 2019

Revised: Dec. 21, 2019

Accepted: Jan. 09, 2020

Available Online: Feb. 02, 2020

Keywords:

Uncertainty Analysis

Incremental Dynamic Analysis

Structural Collapse Responses

Response Surface Method

Artificial Neural Network.

1- Introduction

The seismic performance of structures is evaluated based on probability rules. In this regard, the incorporation of uncertainty effects in modeling essentially changes the mean and dispersion values of responses. Thus, estimating parameters affecting uncertainty sources as accurately as possible provides more realistic responses of structures' seismic performance [1]. Modeling uncertainties in simulating the collapse responses of structures is of high importance because of the complicated and limited knowledge of model parameters and collapse-related behavior, as well as the high impact of the collapse level on the probability performance of structures [2, 3]. Due to the inability of available tools to evaluate structures' collapse, it is necessary to idealize the nonlinear behavior simulations and different deterioration, strength, and stiffness sources of structural components. Concentrated plastic hinge models are considered by researchers to model the collapse behavior of structures. Parameters used to define concentrated hinge models are typically calibrated by empirical equations, which functions as an important source of uncertainty in simulating structures' collapse responses [4, 5].

2- Methodology

To incorporate the effects of epistemic uncertainties on collapse responses, the present study employs a four-story concrete structure with a moment frame system. A nonlinear concentrated plastic hinge model was employed to calculate collapse responses. In addition, OpenSees was used to perform modeling and nonlinear dynamic analyses. A total of 44 far-fault earthquake records proposed by FEMA-P695 were utilized in the incremental dynamic analysis (IDA) [6]. The concentrated plastic hinge models of concrete structures are developed using the material model proposed by Ibarra et al. [7, 8]. Figure 1 illustrates a concentrated plastic hinge model with a tri-linear curve. The curve consists of an elastic area, a post-yield area, a pre-capping area with a negative slope, and a residual strength area. The yield moment is represented as M_y , The post-yield, pre-capping, and post-capping areas are defined by the plastic rotation capacity ($\theta_{cap,pl}$), maximum moment (M_c), and post-capping rotation capacity (θ_{pc}), respectively. The cycling stiffness and strength deteriorations are calculated based on the cycling energy damping (λ). Tables 1 and 2 represent the standard deviations and correlations of the concentrated hinge model parameters in a structural component and between structural components.

*Corresponding author's email: e.izadi@pci.iaun.ac.ir



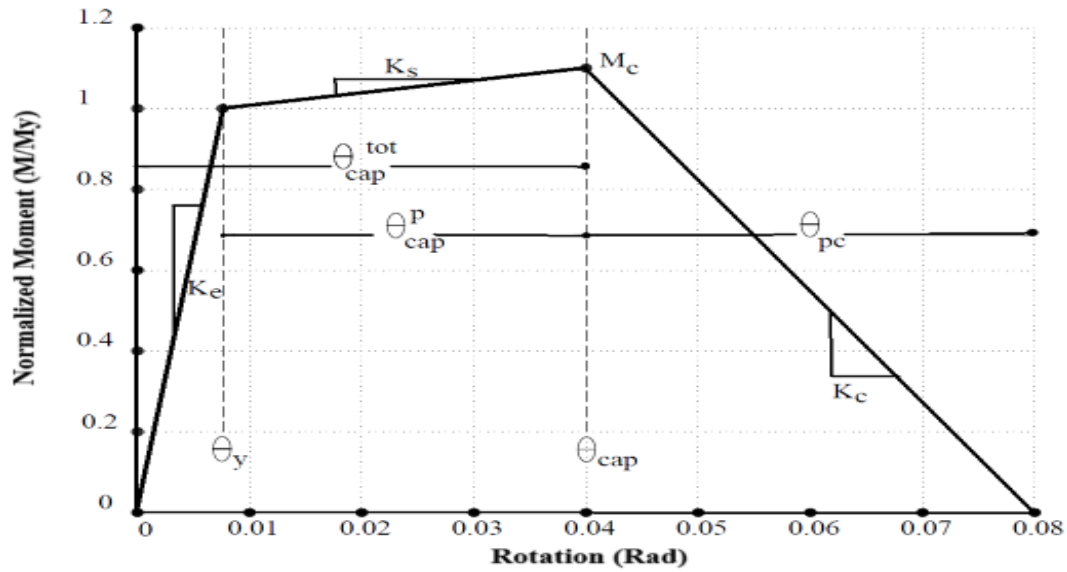


Fig. 1. Tri-linear backbone curve of the plastic hinge model

Table 1. The standard deviation of model parameters

	$\theta_{cap,pl}$	θ_{pc}	$EI_{stf\ 40}$	M_y	$\frac{M_c}{M_y}$	λ
σ_{LN}	0.63	0.86	0.42	0.3	0.12	0.64

Table 2. Correlations between parameters of a component and two structural components

		COMPONENT 1					COMPONENT 2						
		$\theta_{cap,p1l}$	θ_{pc1}	EI_{stf1}	M_{y1}	M_c/M_{y1}	γ_1	$\theta_{cap,p2l}$	θ_{pc2}	EI_{stf2}	M_{y2}	M_c/M_{y2}	γ_2
COMPONENT 1	$\theta_{cap,p1l}$	1	0.3	0	0.1	0.3	0.1	0.6	0.3	0	0.1	0.2	0
	θ_{pc1}		1	0.1	0.1	0.1	0.3		0.8	0.1	0.1	0.1	0.3
	EI_{stf1}			1	0.1	0	0			0.9	0.1	0.1	0
	M_{y1}				1	0.4	0.1				0.9	0.4	0.1
	M_c/M_{y1}					1	0.2					0.8	0.1
	γ_1						1						0.6
COMPONENT 2	$\theta_{cap,p2l}$						1	0.3	0	0.1	0.3	0.1	
	θ_{pc2}							1	0.1	0.1	0.1	0.3	
	EI_{stf2}								1	0.1	0	0	
	M_{y2}									1	0.4	0.1	
	M_c/M_{y2}											1	0.2
	γ_2												1

3- Discussion and Result

In this study, 281 dependent samples were produced and simulated to determine the input data and make response levels for 12 epistemic uncertainties. Then, IDA was performed using the Hunt-Fill algorithm with the 44 records for each simulation under uncertainty conditions. The collapse responses, including $Sa_{collapse}$ and $Drift_{collapse}$, were obtained for each of the 44 records. Then, the mean collapse capacity μ_{sa} and mean collapse drift μ_{drift} were obtained for each simulation by the mean values of the collapse responses. This was repeated for 281 simulations to

obtain the mean collapse capacity and a mean collapse drift for each simulation. The results were used as the target inputs in artificial neural networks (ANNs) and the response surface method (RSM). A total of 185,460 nonlinear dynamic time-history analyses were carried out for 281 simulations by the Hunt-Fill algorithm with epistemic uncertainties, 44 records, and 15 incremental steps for each record. The Pareto chart was applied to represent the contribution percentages of the uncertainties in the mean collapse capacities. According to Figure 2, the contribution percentages of uncertainties in the beams in the collapse capacity response are 15.16%,

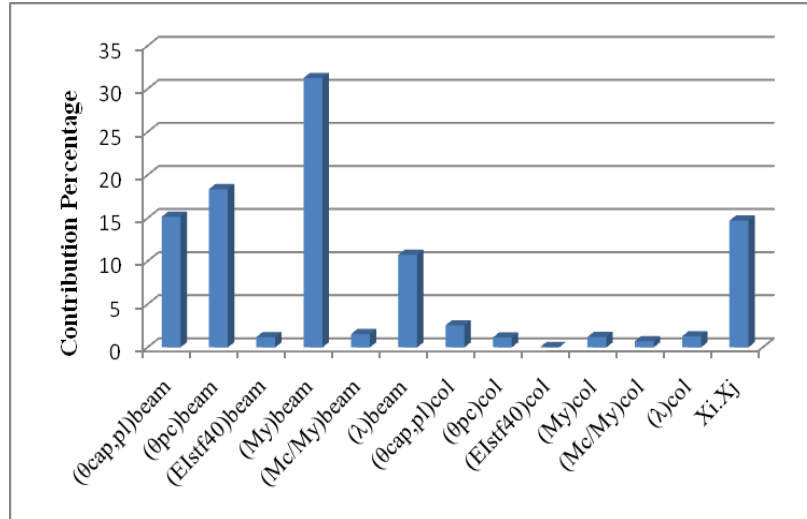


Fig. 2. The contribution percentages of the uncertainties to the collapse capacity

Table 3. The estimated μSa , $\mu Drift$, and MAF values at the levels of 16%, 50%, and 84%

		IDA	RSM	ANN	RSM	ANN
N. Samples		281	281	281	10000	10000
μ_{sa}	16%	0.889815	0.894587	0.901919	0.91179	0.89639
	50%	1.341208	1.387041	1.348254	1.3641	1.3547
	84%	1.946592	1.945388	1.951696	1.9411	1.9714
μ_{Drift}	16%	0.32655	0.032235	0.033337	0.033634	0.0331
	50%	0.049541	0.051078	0.050261	0.051604	0.0497
	84%	0.075671	0.07321	0.075747	0.07279	0.0755
MAF	16%	9.293E-05	9.674E-05	0.0001015	9.579E-05	9.718E-05
	50%	0.0002146	0.0002123	0.0002109	0.0002069	0.0002163
	84%	0.0004638	0.0004525	0.0004768	0.0004534	0.0004767

18.37%, 1.19%, 31.28%, 1.54%, and 10.75% for $\theta_{cap,pl}$, θ_{pc} , EI_{stf40} , M_y , $\frac{M_c}{M_y}$, and λ , respectively. Also, the contribution percentages of the column uncertainties were all below 5%, and the interactions between the uncertainties accounted for 14.72% of the structure’s collapse capacity response.

This study adopted the RSM and an ANN to predict collapse responses while incorporating epistemic uncertainties. The input data of the ANN were specifications of 12 epistemic uncertainties. The target data were the mean collapse capacity, mean collapse drift, and mean collapse annual frequency (MAF) obtained from IDAs performed on 281 simulations. Also, the output data of the ANN’s output layer were the mean collapse capacity, mean collapse drift, and mean collapse annual frequency predicted by the ANN.

The correlation coefficients of the target and output data for the mean collapse capacity were 0.9875 and 0.9877 in the RSM and ANN approaches, respectively. The correlation coefficients of the target and output data for the mean collapse drift were 0.9811 and 0.987 in the RSM and ANN approaches, respectively. Finally, the correlation coefficients of the target and output data for the mean annual collapse frequency were 0.9875 and 0.9814 in the RSM and ANN approaches, respectively. Table 3 provides the structure’s collapse responses at the levels of 16%, 50%, and 84% for the 281 simulations and the values obtained from the IDA, RSM, and ANN approaches. In the next step, 10^4 simulations were produced for the 12 epistemic uncertainties using the Latin hypercube sampling (LHS) method. However, since a

total of 6,600,000 nonlinear dynamic time-history analyses are required for 10^4 simulations with 44 records and 15 incremental steps in the Hunt-Fill algorithm, it is difficult or even impossible to perform this number of IDAs. Thus, the structure's collapse responses for the 10^4 simulations were predicted only by the RSM and ANN methods. Table 3 represents the collapse responses at the levels of 16%, 50%, and 84%.

4- Conclusions

As mention previously, applying a correlation coefficient of above 98% between the IDA collapse responses and RSM and ANN collapse responses and an error of below 10% in collapse response predictions, it can be concluded that RSM and ANN can be employed as high-accuracy prediction methods to estimate structural collapse responses. Thus, time-consuming dynamic time-history analyses are not required for other simulations since RSM and ANN can predict structural responses in a short time.

References

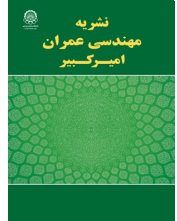
- [1] A. Der Kiureghian, O. Ditlevsen, Aleatory or epistemic? Does it matter?, *Structural Safety*, 31(2) (2009) 105-112.
- [2] C.A. Cornell, F. Jalayer, R.O. Hamburger, D.A. Foutch, Probabilistic basis for 2000 SAC federal emergency management agency steel moment frame guidelines, *Journal of structural engineering*, 128(4) (2002) 526-533.
- [3] F. Zareian, H. Krawinkler, Assessment of probability of collapse and design for collapse safety, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 36(13) (2007) 1901-1914.
- [4] G.G. Deierlein, A.M. Reinhorn, M.R. Willford, *Nonlinear structural analysis for seismic design*, 2010.
- [5] B. Ugurhan, J. Baker, G. Deierlein, Uncertainty estimation in seismic collapse assessment of modern reinforced concrete moment frame buildings, *Proceedings of the 10th National Conference in Earthquake Engineering*, 2014.
- [6] Federal Emergency Management Agency, FEMA P-695: Quantification of Buildings Seismic Performance Factors, Federal Emergency Management Agency, Washington, DC, 2009.
- [7] L.F. Ibarra, H. Krawinkler, Global collapse of frame structures under seismic excitations, *Pacific Earthquake Engineering Research Center Berkeley*, CA, 2005.
- [8] C.B. Haselton, G.G. Deierlein, Assessing seismic collapse safety of modern reinforced concrete moment-frame buildings, Report No. PEER 2007/08, *Pacific Earthquake Engineering Research Center*, College of Engineering, University of California, Berkeley, 2008.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

M. A. Bayari, N. Shabakhty, E. Izadi Zaman Abadi, *Estimating Structural Collapse Responses Considering Modeling Uncertainties using Artificial Neural Networks and Response Surface Method*. Amirkabir J. Civil Eng., 53 (6) (2021) 503-506

DOI: [10.22060/ceej.2020.17312.6539](https://doi.org/10.22060/ceej.2020.17312.6539)





تخمین پاسخ های فروریزش سازه با در نظر گرفتن عدم قطعیت های مدل سازی با استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی

محمد امین بیاری^۱، اسماعیل ایزدی زمان آبادی^{۱*}، ناصر شایختی^۲

^۱ دانشکده مهندسی عمران، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران
^۲ دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۸/۰۸/۲۳
بازنگری: ۱۳۹۸/۰۹/۳۰
پذیرش: ۱۳۹۸/۱۰/۱۹
ارائه آنلاین: ۱۳۹۸/۱۱/۱۳

کلمات کلیدی:

آنالیز عدم قطعیت
آنالیز دینامیکی افزایشی
پاسخ فروریزش سازه
شبکه عصبی مصنوعی
روش سطح پاسخ

خلاصه: در این تحقیق ارزیابی پاسخ های فروریزش یک سازه قاب خمشی بتنی با در نظر گرفتن عدم قطعیت های مدل سازی مورد بررسی قرار گرفته است. عدم قطعیت های مدل سازی برای ارزیابی پاسخ فروریزش، پارامترهای مربوط به منحنی ممان-چرخش اصلاح شده ایبارا-کراوینگر در تیرها و ستون های سازه می باشد. برای آنالیز عدم قطعیت، همبستگی بین پارامترهای مدل در یک جز و بین پارامترهای دو جز سازه ای در نظر گرفته شده است. برای تولید متغیرهای تصادفی مستقل از روش LHS و از تجزیه چولسکی برای ایجاد متغیرهای تصادفی وابسته استفاده شده است. با تولید ۲۸۱ شبیه سازی برای عدم قطعیت ها با در نظر داشتن همبستگی بین آن ها، آنالیزهای دینامیکی افزایشی با ۴۴ شتابنگاشت دور از گسل انجام شده است. پاسخ های فروریزش برای هر شبیه سازی شامل میانگین ظرفیت فروریزش، میانگین دررفت فروریزش و میانگین بسامد سالیانه فروریزش به دست آمده و سپس با استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه های عصبی پاسخ های فروریزش پیش بینی شده است. نتایج نشان می دهند که مقادیر ضریب همبستگی بین داده های هدف حاصل از تحلیل های دینامیکی افزایشی و داده های خروجی حاصل از پیش بینی، به روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای پاسخ های فروریزش بالای ۰/۹۸ به دست آمده است و حداکثر خطای پیش بینی برای میانگین ظرفیت فروریزش و میانگین دررفت فروریزش کمتر از ۵٪ و برای میانگین بسامد سالیانه سالیانه فروریزش کمتر از ۱۰٪ در روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی می باشد.

ویژگی های زمین لرزه های مختلف مانند مدت زمان شتابنگاشت زلزله، محتوای فرکانسی زلزله و پارامترهای شدت زلزله بوده و اثرات آن از طریق انجام آنالیزهای تاریخیچه زمانی غیرخطی با تعداد مناسبی از شتابنگاشت های زلزله در نظر گرفته می شود. دسته دوم، عدم قطعیت های شناختی هستند که عموماً از دانش ناقص نسبت به رفتار اجزای سازه و ویژگی های مدل سازی ناشی می شوند که می توان با مطالعات دقیق تر آن را کاهش داد. عدم قطعیت های مدل سازی برای شبیه سازی پاسخ فروریزش سازه ها به علت پیچیدگی و دانش نسبتاً محدود از پارامترهای مدل و رفتار مرتبط با فروریزش در کنار اهمیت بالای سطح فروریزش بر عملکرد احتمالاتی سازه، بیشتر مورد توجه است [۳ و ۲]. به دلیل عدم توانایی ابزارهای موجود

۱- مقدمه

ارزیابی عملکرد لرزه ای سازه ها اصولاً بر اساس قواعد احتمالاتی صورت می گیرد که در نظر گرفتن اثرات عدم قطعیت های موجود در فرایند مدل سازی، میانگین و پراکندگی پاسخ های به دست آمده را دستخوش تغییرات اساسی می سازد. بنابراین تخمین هرچه دقیق تر پارامترهای موثر بر منابع عدم قطعیت، منجر به پیش بینی پاسخ های واقعی تر از عملکرد لرزه ای سازه ها خواهد شد. در حالت کلی عدم قطعیت ها به دو دسته طبقه بندی می گردند [۱]. دسته اول، عدم قطعیت های تصادفی نامیده می شود که شامل تغییرات رکورد به رکورد می باشند. این تغییرات به دلیل تفاوت در

* نویسنده عهده دار مکاتبات: e.izadi@pci.iaun.ac.ir



[۱۳ و ۱۲]. لاگروس و فراجیاداکیس^۵ (۲۰۰۷) به منظور تعیین احتمال فراگذشت از حالات حدی در سطوح مختلف خطر از شبکه های عصبی مصنوعی استفاده کردند [۱۴]. پاپادراکاکیس^۶ و همکاران (۲۰۰۸) به منظور تحلیل آسیب پذیری سدهای بتنی وزنی از روش مونت کارلو بر مبنای شبکه های عصبی مصنوعی استفاده کردند [۱۵]. پارک و تاواشیراپورن^۷ (۲۰۱۴) از روش سطح پاسخ برای ارزیابی احتمالاتی و آسیب پذیری لرزه ای پل های فولادی استفاده کردند. به نحوی که با در نظر گرفتن عدم قطعیت ها، تابع حالت حدی را به فرم چند جمله ای مرتبه دوم بدون در نظر گرفتن عبارت های اثر متقابل برازش نمودند و احتمال تجاوز از حالات آسیب مورد نظر را بر مبنای توابع سطح پاسخ برازش یافته محاسبه کردند [۱۶]. خجسته فر، بهشتی اول (۲۰۱۵) از شبکه های عصبی مصنوعی و روش سطح پاسخ در ترکیب با روش مونت کارلو برای توسعه منحنی های شکنندگی فرورویزش با در نظر گرفتن عدم قطعیت ها در قاب خمشی فولادی استفاده کردند. آن ها عدم قطعیت های شناختی مرتبط با رفتار سازه ای و عدم قطعیت های تصادفی مرتبط با بار لرزه ای را مورد توجه قرار دادند. تحقیقات آن ها نشان داد تعیین مقادیر میانگین و انحراف استاندارد منحنی های شکنندگی با رویکرد شبیه سازی مونت کارلو بر مبنای شبکه عصبی دارای قابلیت اطمینان بیشتری نسبت به روش مونت کارلو بر مبنای سطح پاسخ است [۱۷ و ۱۸]. کریمی قلعه و همکاران (۲۰۱۶) برای پیش بینی ریسک فرورویزش سازه قاب خمشی فولادی با در نظر گرفتن منابع مختلف عدم قطعیت از الگوریتم های فرا ابتکاری استفاده کردند. برای در نظر گرفتن عدم قطعیت های مربوط به رکورد به رکورد از تحلیل دینامیکی افزایشی و برای عدم قطعیت های مدل سازی از منحنی رفتاری و حلقه های هیستریزس اجزای سازه و برای عدم قطعیت های شناختی سه سطح کیفیت مواد را در نظر گرفتند. تحقیقات آن ها نشان داد که در کشورهایی که کنترل کیفیت مواد ضعیف است برای مدیریت ریسک بهتر عدم قطعیت های شناختی در محاسبات مربوط به منحنی های شکنندگی و میانگین بسامد سالیانه در نظر گرفته شود [۱۹]. کریمی قلعه و بهشتی اول (۲۰۱۸) از سیستم

جهت ارزیابی فرورویزش سازه ها نیازمند ایده آل سازی در مدل های رفتار غیرخطی و منابع مختلف زوال مقاومت و سختی در اجزا سازه می باشد. مدل های مفصل پلاستیک متمرکز برای مدل سازی رفتار فرورویزش سازه ها مورد توجه محققین می باشد. پارامترهایی که برای تعریف مدل های مفصل پلاستیک متمرکز استفاده می شوند عموماً به وسیله روابط تجربی کالیبره می شوند که این یک منبع مهم عدم قطعیت برای شبیه سازی پاسخ فرورویزش سازه ها می باشد [۵] و یکی از روش هایی که در سال های اخیر برای ارزیابی سطح فرورویزش سازه ها بسیار مورد توجه قرار گرفته است تحلیل IDA است این روش در سال ۲۰۰۲ توسط وموتسیکوس و کرنل^۱ ارائه شد [۶] و این روش در دستورالعمل FEMA-350 برای ارزیابی سطح فرورویزش در سازه ها مورد توجه قرار گرفته است. در این روش برای در نظر گرفتن عدم قطعیت های موجود در پیش بینی شدت لرزه ای، یک رکورد زمین لرزه به نحوی مقیاس می شود تا محدوده وسیعی از شدت های لرزه ای را در برگیرد. همچنین برای در نظر گرفتن عدم قطعیت های موجود در محتوای فرکانسی و شکل طیفی زلزله ها تعداد قابل توجه از رکوردهای زمین لرزه مورد استفاده قرار می گیرد [۷]. ایبارا و کراوینکلر^۲ (۲۰۰۵) روشی برای بررسی فرورویزش سازه بر اساس اندازه شدت نسبی و پارامتر تقاضای مهندسی پیشنهاد دادند. آن ها فرورویزش کلی را به صورت عدم توانایی سیستم سازه ای در تحمل بارهای ثقلی در حضور اثرات لرزه ای بیان کردند. شدت نسبی تا زمانی که پاسخ سیستم ناپایدار شود، افزایش می یابد، به این معنی که شیب منحنی شدت نسبی - پارامتر تقاضای مهندسی صفر شود. بزرگ ترین شدت نسبی را به عنوان ظرفیت فرورویزش سازه نامیدند [۸]. هسلتون^۳ و همکاران (۲۰۰۸) به منظور کالیبره کردن و تعیین مقادیر مناسب پارامترهای مدل سه خطی ایبارا، مدینا و کراوینکلر ۲۵۵ آزمایش بر روی ستون های بتن مسلح انجام دادند. سپس با انجام مطالعات آماری و انجام آنالیز رگرسیون چند متغیره به ارائه روابط تجربی برای هر یک از پارامترها پرداختند [۹ و ۱۰]. لیگنوس و کراوینکلر^۴ نیز پایگاه داده ای برای مدل سازی المان های فولادی بر اساس مدل سه خطی ایبارا، مدینا و کراوینکلر [۱۱] پیشنهاد دادند

5 Lagaros and Fragiadakis
6 Papadrakakis
7 Park and Towashiraporn

1 Vamvatsikos and Cornell
2 Ibarra and Krawinkler
3 Haselton
4 Lignos and Krawinkler

منتج می شوند. هر شبکه از یک لایه ورودی یک لایه خروجی و یک یا چند لایه پنهان تشکیل شده است. در داخل هر یک از لایه های فوق، تعدادی سلول عصبی (نرون) قرار دارند که با اتصالات وزن دار به هم مربوط می شوند. طی فرآیند آموزش شبکه، این وزن ها به طور پیاپی تغییر می کنند تا خطا به کمترین مقدار خود برسد. برای انتقال خروجی های هر لایه به لایه های بعدی معمولاً از توابع انتقال $Tangent\ Hyperbolic$ ، $Tansing$ ، $Purelin$ و $Sigmoid$ استفاده می شود. یکی از ساختارهای شبکه عصبی، ساختار پرسپترون چند لایه^۴ (MLP) است. می توان یک پرسپترون چند لایه را به وسیله توابع غیرخطی به گونه ای آموزش داد که بتواند هر تابع قابل اندازه گیری را تقریب زده و پیش بینی کند. شبکه های عصبی با استفاده از مجموعه داده های واقعی ورودی و خروجی، الگوریتم های آموزشی را به کار می گیرند تا ارتباطات پنهانی میان داده های ورودی و خروجی را از طریق ضرایب وزنی، انحراف ها (بایاس ها) و توابع اعمالی خروجی های هر لایه، شکل بدهند. ساختار شبکه های عصبی چند لایه با قانون آموزش پس انتشار خطا دارای الگوریتم های مختلف آموزش از قبیل $Conjugate\ Gradient$ ، $Momentom$ و $Levenberg\ Marquarter$ می باشد [۲۲].

۲-۲- روش سطح پاسخ^۵ (RSM)

روش سطح پاسخ مجموعه ای از تکنیک های ریاضی و آماری به منظور انطباق داده های تجربی با مدل های چند جمله ای است. در این روش اثرگذاری متغیرها بر روی پاسخ و اثر بر هم کنش پارامترها به طور همزمان مورد مطالعه قرار می گیرد. پس از مشخص شدن تعداد آزمون ها و حدود بالا و پایین هر متغیر و انجام آنالیزها و به دست آوردن پاسخ ها در روش سطح پاسخ به دنبال آن هستیم که یک تابع تعریف کنیم که در این تابع، پاسخ ها به عنوان متغیر وابسته و فاکتورها به عنوان متغیر مستقل هستند. مدل استفاده شده در روش سطح پاسخ عموماً، معادله مدل درجه دوم کامل یا فرم کاهش یافته آن است. مدل درجه دوم به صورت رابطه (۱) بیان می شود.

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

استنتاج نروفازی برای تجزیه و تحلیل عدم قطعیت ها از طریق توسعه منحنی های شکنندگی لرزه ای برای قاب خمشی فولادی استفاده کردند. تحقیقات آن ها نشان داد که استفاده از سیستم استنتاج نروفازی در مقایسه با روش ممان دوم مرتبه اول (FOSM) و روش سطح پاسخ در ترکیب با عدم قطعیت ها در پیش بینی ظرفیت فروریزش دارای دقت بیشتر می باشد [۲۰]. کریمی قلعه و سرهان سنسوی^۱ (۲۰۲۰) برای تعیین منحنی های شکنندگی فروریزش با در نظر گرفتن عدم قطعیت ها از روش فازی بهینه شده (FCM-PSO) استفاده کردند. نتایج تحقیقات آن ها نشان داد که تخمین میانگین و انحراف معیار منحنی های شکنندگی به روش مذکور نسبت به روش مونت کارلو کامل دارای دقت مناسب و باعث صرفه جویی در زمان می شود [۲۱]. در این تحقیق اثرات عدم قطعیت موجود در پارامترهای مدل ممان- چرخش اصلاح شده ایبارا، مدینا و کراوینکلر در ارزیابی پاسخ فروریزش سازه های قاب خمشی بتنی با استفاده از شبیه سازی LHS^2 در ترکیب با روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی واقع شده است. همبستگی بین عدم قطعیت ها در یک جز و بین دو جز سازه ای برای پیش بینی پاسخ های فروریزش در نظر گرفته شده است. عدم قطعیت هایی که بیشترین تاثیر بر پاسخ فروریزش سازه را دارند با استفاده از روش غربالگری تعیین شده است. تولید تعداد بسیار زیاد نمونه برای عدم قطعیت ها، به گونه ای که استفاده از تحلیل های دینامیکی افزایشی برای تعیین پاسخ های فروریزش سازه بسیار زمان بر باشد و استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین پاسخ های فروریزش با دقتی قابل قبول و در کمترین زمان ممکن و مقایسه بین روش های مختلف تخمین و پیش بینی پاسخ های سازه از جمله مسائلی است که در این تحقیق مورد توجه قرار گرفته است.

۲- روش های تخمین و پیش بینی

۲-۱- شبکه های عصبی مصنوعی^۳ (ANN)

شبکه عصبی روشی برای تقریب توابع و پیش بینی سیستم های مختلف می باشند. این شبکه ها برای حالتی که بین ورودی و خروجی سیستم روابط غیرخطی برقرار است، به نتایج قابل قبول

1 Sensoy
2 Latin Hypercube Sampling
3 Artificial Neural Network

4 Multi Layer Perceptron
5 Response Surface Method

تعداد نقاط و در نواحی محتمل برای فروریزش جهت رسیدن به دقت کافی تعداد نقاط بیشتری انتخاب شود و فاصله بین IM های متوالی برای هر رکورد زلزله متناسب با سطح فروریزش آن رکورد تعیین شود. الگوریتم مورد استفاده در این تحقیق جهت انجام تحلیل IDA الگوریتم هانت-فیل^۴ می باشد. بنابر توصیه دستورالعمل FEMA^{۳۵۰} برای بررسی ظرفیت فروریزش سازه می توان از تحلیل IDA استفاده کرد. ظرفیت حالت حدی فروریزش را طبق این دستورالعمل می توان مطابق با وقوع یکی از حالات (۱) واگرایی در آنالیزهای دینامیکی یا به تعبیری ناپایداری دینامیکی (۲) کاهش شیب نمودار IDA به ۲۰ درصد شیب اولیه یا شیب الاستیک و (۳) فراتر رفتن حداکثر تغییر مکان نسبی بین طبقه ای از مقدار ۰/۱ در نظر گرفت [۷]. معیار شاخص تقاضا برای حد فروریزش سازه ها ۱۰٪ می باشد. در مواردی مشاهده شده است که تعیین فروریزش سازه ای بر اساس معیار واگرایی عددی (ناپایداری دینامیکی) و یا حداقل شیب با مشاهدات واقعی و تجربه مهندسی از نظر مقدار θ_{max} ایجاد شده در سازه در مغایرت است. برای حل این مسئله فروریزش سازه ای توسط دو معیار حداقل شیب و نیز معیار $\leq 0/1$ θ_{max} به طور همزمان کنترل می شود.

۳-۲- الگوریتم هانت-فیل برای تعیین نقطه فروریزش سازه

برای انجام تحلیل دینامیکی افزایشی از دو الگوریتم گام ثابت و هانت-فیل استفاده می شود. الگوریتم هانت-فیل توسط کرنل و وموتسیکوس [۵] ابداع شده است. الگوریتم هانت-فیل دارای سه مرحله می باشد:

-مرحله Hunt: شروع از یک مقدار کوچک IM و استفاده از گام های تصاعدی $(IM_{new} = IM_{old} + n\Delta IM)$ تا گذشت از نقطه فروریزش سازه $(IM_{AfterCollapse})$

-مرحله Bracket: استفاده از نقاط در یک سوم میانی، جهت دقت در پیش‌بینی نقطه فروریزش. (رابطه (۳))

(۳)

$$IM_{new} = IM_{BeforeCollapse} + \frac{IM_{AfterCollapse} - IM_{BeforeCollapse}}{3}$$

در مرحله Bracket با تعریف رابطه Collapse (clpsRsltN)

4 Hunt&Fill

در رابطه (۱) β ، β_i ، β_{ii} و β_{ij} به ترتیب ضرایب ثابت، خطی، درجه دوم و اثر متقابل رگرسیون هستند، x_i و x_j متغیرهای مستقل کد شده هستند. در این تحقیق برای طراحی تعداد آزمون ها از روش طراحی مرکب مرکزی (CCD) استفاده می شود که شامل یک طراحی فاکتوریل کامل یا کسری دو مرحله ای به همراه نقاط محوری و مرکزی است. با استفاده از این طراحی انحنای موجود در سیستم قابل تخمین است. تعداد آزمایش به روش طراحی مرکب مرکزی از رابطه (۲) به دست می آید [۲۳].

$$N = 2^{k-p} + (2k+1) + n_c \quad (2)$$

که در رابطه فوق N تعداد آزمون، k تعداد متغیر، p کسری از طراحی فاکتوریل کامل و n_c تعداد تکرار نقاط مرکزی می باشد. به عنوان مثال برای ۱۲ متغیر ($k=12$)، در سطح یک شانزدهم فاکتوریل ($p=4$) و تعداد تکرار برابر صفر ($n_c=0$) تعداد آزمایش ۲۸۱ از رابطه (۲) به دست می آید.

۳- حالت حدی فروریزش

۳-۱- تحلیل IDA و معیارهای فروریزش سازه

برای انجام تحلیل های دینامیکی افزایشی^۱ (IDA) ابتدا باید پارامترهای مناسب برای انعکاس شدت لرزه ای^۲ (IM) و نیز پارامتر تقاضا^۳ (DM) انتخاب شود. انتخاب یک شاخص شدت مناسب منجر به پراکندگی کمتر در پاسخ ایجاد شده در سازه توسط زلزله های گوناگون می شود. شاخص شدت زلزله در مطالعه حاضر برابر شتاب طیفی در دوره نوسانی اصلی سازه $Sa(T_1)$ در نظر گرفته شده است. پارامتر تقاضا یا شاخص تقاضا برای انعکاس هر چه بهتر پاسخ سازه ای است، که در این تحقیق برابر با حداکثر تغییر مکان نسبی بین طبقه ای (حداکثر در بین طبقات و نیز در کل زمان زلزله (θ_{max})) در نظر گرفته شده است. برای روند افزایشی جهت انجام تحلیل دینامیکی فزاینده، انتخاب مقادیر شدت لرزه ای (IM) با استفاده از الگوریتم مناسب جهت بهینه کردن تعداد نقاط انجام آنالیز مورد نیاز است به طوری که در نواحی خطی اولیه حداقل

1 Incremental Dynamic Analysis

2 Intensity Measure

3 Demand Measure

به روش تحلیل احتمالاتی خطر لرزه ای^۳ (PSHA) محاسبه می شود. روش آنالیز احتمالاتی تقاضای لرزه ای، منحنی خطر لرزه ای سایت محل سازه را با نتایج حاصل از تحلیل دینامیکی غیرخطی سازه مورد بررسی، تحت اثر یک مجموعه از شتابنگاشت های زلزله، ترکیب می کند. اگر DM (شاخص تقاضا) و IM (شاخص شدت) به ترتیب بیانگر تقاضای سازه ای و شدت لرزه ای باشند، جهت محاسبه میانگین بسامد سالیانه فراگذشت از یک حالت حدی معین که با عبارت λ_{LS} نشان داده می شود، توسط رابطه^(۶) بیان می گردد [۲۵ و ۲۴]:

$$\lambda_{LS} = \int G_{LS|DM}(y) \cdot |d\lambda_{DM}(y)| \quad (۶)$$

عبارت $G_{LS|DM}(y)$ بیانگر احتمال فراگذشت از حالت حدی LS به شرط آن که شاخص تقاضا برابر y باشد و $d\lambda_{DM}(y)$ بیانگر دیفرانسیل خطر تقاضای لرزه ای نسبت به شاخص تقاضا که در مقدار y محاسبه شده است، می باشد.

۴- مدل سازی و تحلیل دینامیکی سازه

۴-۱- معرفی مدل سازه ای

برای در نظر گرفتن اثر عدم قطعیت های شناختی در پاسخ های فروریزش در این تحقیق از یک سازه ۴ طبقه بتنی با سیستم قاب خمشی استفاده شده است. شکل ۱ پلان سازه را نشان می دهد. سازه مورد در نظر در پهنه با خطر نسبی متوسط واقع شده، نوع خاک منطقه D می باشد و دوره تناوب سازه در مود اول ارتعاشی ۰/۹۶ است. مقاومت فشاری مشخصه بتن ۳۰ مگاپاسکال، تنش تسلیم آرماتورهای طولی ۴۰۰ مگاپاسکال و تنش تسلیم آرماتورهای عرضی ۳۰۰ مگاپاسکال در نظر گرفته شده است.

سازه مورد بررسی در این تحقیق در پلان و ارتفاع متقارن است بنابراین می توان آنالیزهای غیرخطی را روی یکی از قاب های برابر جانبی پیرامونی (محیطی) سازه انجام داد و آثار $P-Delta$ کل سازه را روی قاب خمشی پیرامونی^۴ انتخابی لحاظ کرد. بدین منظور سیستم سازه ای لحاظ شده برای مقاومت در برابر بارهای جانبی سیستم قاب خمشی محیطی می باشد. بنابراین سیستم برابر

Resolution که برابر تفاضل شاخص شدت بعد از فروریزش و شاخص شدت قبل فروریزش تقسیم بر شاخص شدت قبل از فروریزش است، اگر مقدار حاصل از این رابطه کمتر از ۰/۵ معرف شود. ($> 0.5 \text{ clipsRsltn}$) باعث می شود فاصله اولین نقطه بعد از فروریزش و آخرین نقطه قبل از فروریزش بسیار کوچک شود. با برقراری شرط فوق مرحله Bracket به پایان می رسد و الگوریتم وارد مرحله Fill می شود.

$$\text{clipsRsltn} = \frac{IM_{AfterCollapse} - IM_{BeforeCollapse}}{IM_{BeforeCollapse}} \quad (۴)$$

مرحله Fill پر کردن نقاط ابتدایی در نمودار IDA می باشد. با کوچک شدن فاصله نقطه قبل از فروریزش و نقطه بعد از فروریزش می توانیم نقطه قبل از فروریزش را با یک دقت مناسب به عنوان حالت حدی آستانه فروریزش (Collapse Prevention, CP) سازه در نظر بگیریم و مقادیر IM و DM متناظر با حالت حدی آستانه فروریزش را برداشت کنیم ($IM_{Collapse}$ و $DM_{Collapse}$). به ازای هر منحنی IDA یک نقطه با شدت لرزه ای متناظر با حالت حدی فروریزش که نشان دهنده $IM_{collapse}$ است وجود دارد و منحنی احتمالی برازش شده بر نقاط فوق در چندین منحنی IDA، بیانگر منحنی های شکنندگی فروریزش سازه خواهد بود که احتمال فروریزش سازه به صورت رابطه^(۵) تعریف می شود [۲۴].

$$P_{C|IM=im} = \phi\left(\frac{\ln im - \mu_{\ln IM_{cap}}}{\sigma_{\ln IM_{cap}}}\right) \quad (۵)$$

که $\mu_{\ln IM_{cap}}$ و $\sigma_{\ln IM_{cap}}$ به ترتیب بیانگر میانگین ظرفیت فروریزش و انحراف معیار فروریزش سازه بر حسب IM هستند.

۳-۳- تحلیل احتمالاتی تقاضای لرزه ای

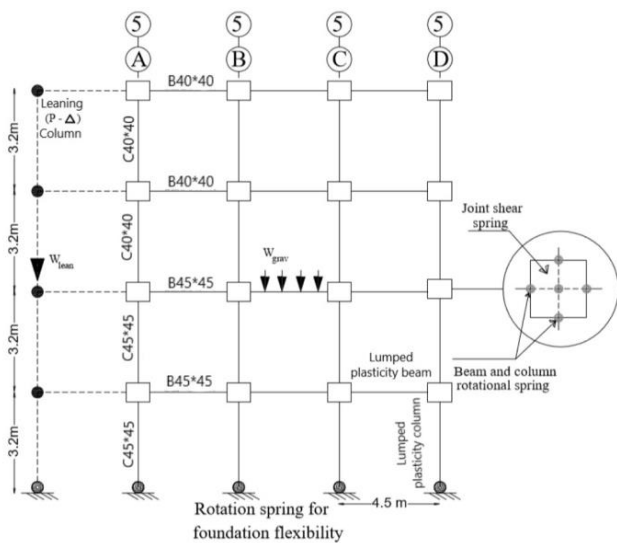
آنالیز احتمالاتی تقاضای لرزه ای^۱ (PSDA) روشی است برای محاسبه میانگین بسامد سالیانه^۲ (MAF) فراگذشت تقاضای لرزه ای سازه از مقادیر مشخص گوناگون مانند یک منحنی خطر لرزه ای، که

3 Probabilistic Seismic Hazard Analysis

4 Perimeter Moment Frame

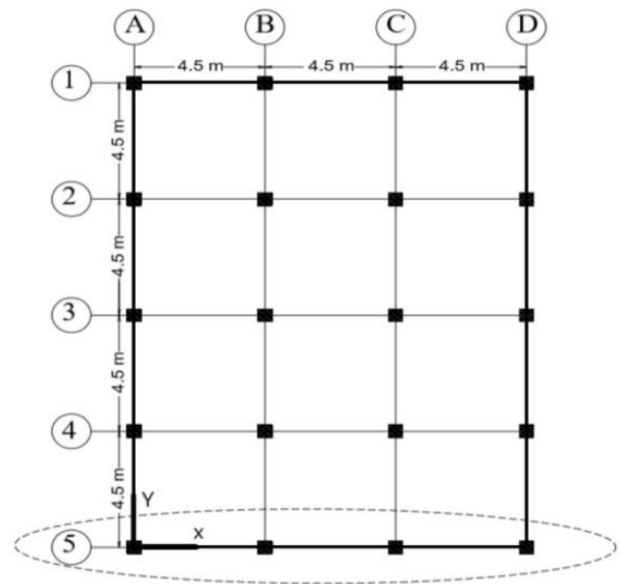
1 Probabilistic Seismic Demand Analysis

2 Mean Annual Frequency



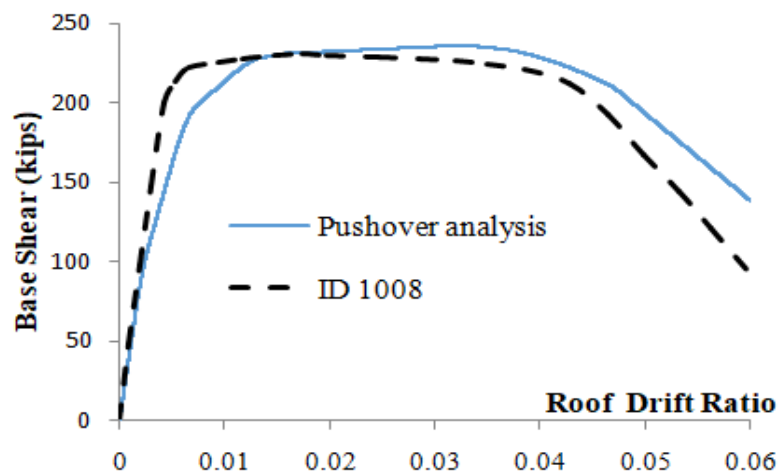
شکل ۲. مدل تحلیلی قاب خمشی دو بعدی

Fig. 2. Two-dimensional analytical moment frame model



شکل ۱. پلان سازه

Fig. 1. Plan of the structure



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

Fig. 3. Comparing the pushover curve of the modeled structure and the frame with ID 1008

در قاب های خمشی محیطی از اعضایی به نام ستون تکیه کننده^۱ استفاده می شود. (شکل ۲).

برای به دست آوردن نتایج تا حد امکان دقیق در محاسبه پاسخ های فروریزش سازه ها از مدل غیرخطی مفصل پلاستیک

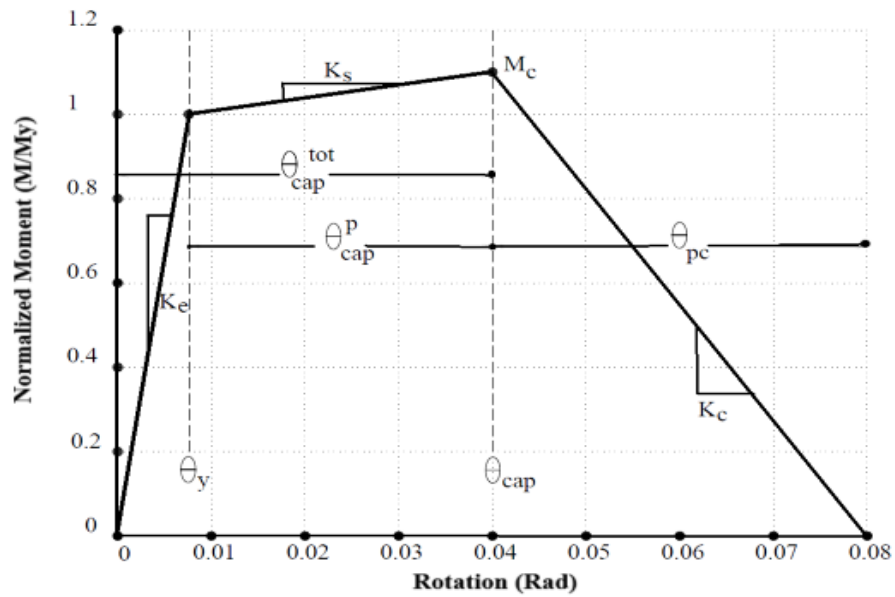
جانبی سازه در راستای X پلان، دو قاب ۱ و ۵ می باشند و تغییر مکان های جانبی کل سازه در راستای X نیز باید توسط این دو قاب تحمل شود. بدین ترتیب سایر قاب های درونی سازه که قاب های ثقیلی نام دارند فقط تحت تاثیر بارهای ثقیلی می باشد. برای در نظر گرفتن اثر بار ثقیلی وارد بر قاب های داخلی بر تقاضای ایجاد شده

1 Leaning Column

جدول ۱. مشخصات شتابنگاشت های مورد استفاده

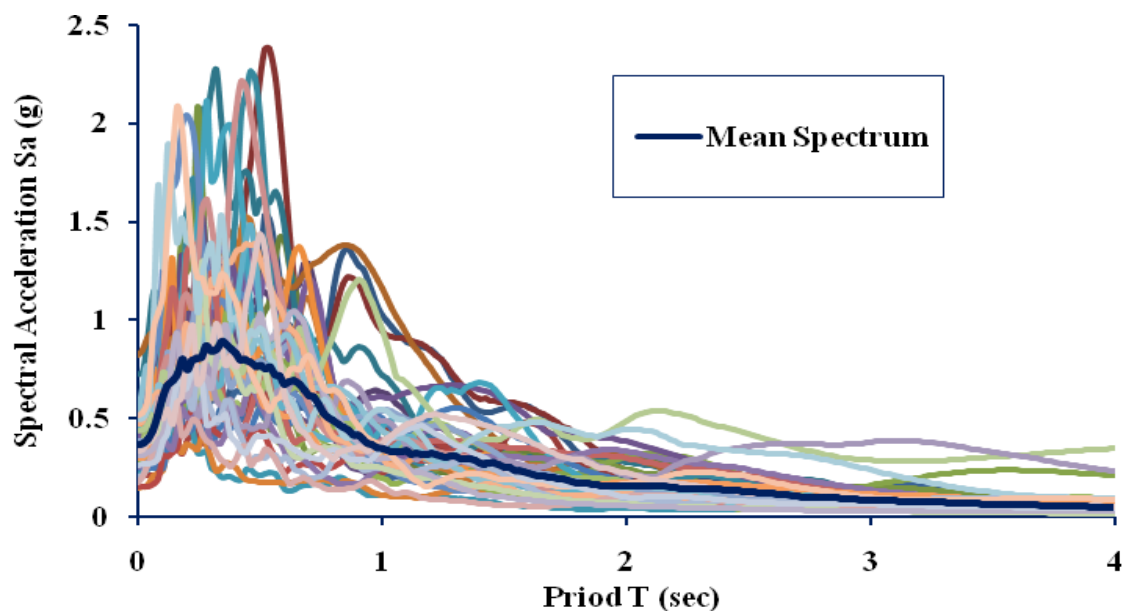
Table 1. The specifications of the records

No.	رخداد لرزه‌ای	ایستگاه	سال وقوع	بزرگا	نوع خاک	سرعت موج برشی	نوع گسل	مدت زمان (ثانیه)	PGA max(g)
۱	Northridge	Beverly Hills – Mulhol	۱۹۹۴	۶/۷	D	۳۵۶	Thrust	۲۹/۹۸	۰/۵۲
۲	Northridge	Canyon Conutry – WLC	۱۹۹۴	۶/۷	D	۳۰۹	Thrust	۱۹/۹۸	۰/۴۸
۳	Duzce, Turkey	Bolu	۱۹۹۹	۷/۱	D	۳۲۶	Strike-slip	۵۵/۸۹	۰/۸۲
۴	Imperial Valley	Delta	۱۹۷۹	۶/۵	D	۲۷۵	Strike-slip	۹۹/۹۱	۰/۳۵
۵	Imperial Valley	El Centro Array #11	۱۹۷۹	۶/۵	D	۱۹۶	Strike-slip	۳۹/۰۳	۰/۳۸
۶	Kobe, Japan	Nishi-Akashi	۱۹۹۵	۶/۹	C	۶۰۹	Strike-slip	۴۰/۹۵	۰/۵۱
۷	Kobe, Japan	Shin-Osaka	۱۹۹۵	۶/۹	D	۲۵۶	Strike-slip	۴۰/۹۵	۰/۲۴
۸	Kocaeli, Turkey	Duzce	۱۹۹۹	۷/۵	D	۲۷۶	Strike-slip	۲۷/۱۸	۰/۳۶
۹	Kocaeli, Turkey	Arcelik	۱۹۹۹	۷/۵	C	۵۲۳	Strike-slip	۲۹/۹۹	۰/۲۲
۱۰	Landers	Yermo Fire Station	۱۹۹۲	۷/۳	D	۳۵۴	Strike-slip	۴۳/۹۸	۰/۲۴
۱۱	Landers	Coolwater	۱۹۹۲	۷/۳	D	۲۷۱	Strike-slip	۲۷/۹۶	۰/۴۲
۱۲	Loma Prieta	Capitola	۱۹۸۹	۶/۹	D	۲۸۹	Strike-slip	۳۹/۹۵	۰/۵۳
۱۳	Loma Prieta	Gilroy Array #3	۱۹۸۹	۶/۹	D	۳۵۰	Strike-slip	۳۹/۹۴	۰/۵۶
۱۴	Superstition Hills	El Cenro Imp. Co.	۱۹۸۷	۶/۵	D	۱۹۲	Strike-slip	۳۹/۹۴	۰/۳۶
۱۵	Superstition Hills	Poe Road (temp)	۱۹۸۷	۶/۵	D	۲۰۸	Strike-slip	۲۲/۲۹	۰/۴۵
۱۶	Cape Mendocino	Rio Dell Overpass	۱۹۹۲	۷/۰	D	۳۱۲	Thrust	۳۵/۹۸	۰/۵۵
۱۷	Chi-Chi, Taiwan	CHY101	۱۹۹۹	۷/۶	D	۲۵۹	Thrust	۸۹/۹۹۵	۰/۴۴
۱۸	Chi-Chi, Taiwan	TCU045	۱۹۹۹	۷/۶	C	۷۰۵	Thrust	۸۹/۹۹۵	۰/۵۱
۱۹	San Fernando	LA-Hollywood Stor	۱۹۷۱	۶/۶	D	۳۱۶	Thrust	۲۷/۹۹	۰/۲۱
۲۰	Friuli, Italy	Tolmezzo	۱۹۷۶	۶/۵	C	۴۲۵	Thrust	۳۶/۳۴	۰/۳۵
۲۱	Manjil, Iran	Abbar	۱۹۹۰	۷/۴	C	۷۲۴	Strike-slip	۴۵/۹۸	۰/۵۱
۲۲	Hector Mine	Hector	۱۹۹۹	۷/۱	C	۶۸۵	Strike-slip	۴۵/۳	۰/۳۴



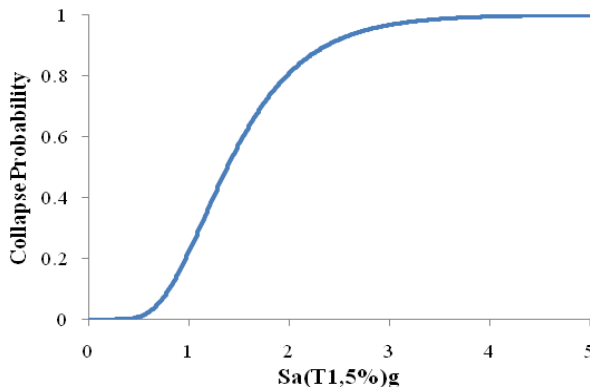
شکل ۴. منحنی سه خطی مدل مفصل پلاستیک

Fig. 4. Tri-linear backbone curve of the plastic hinge model

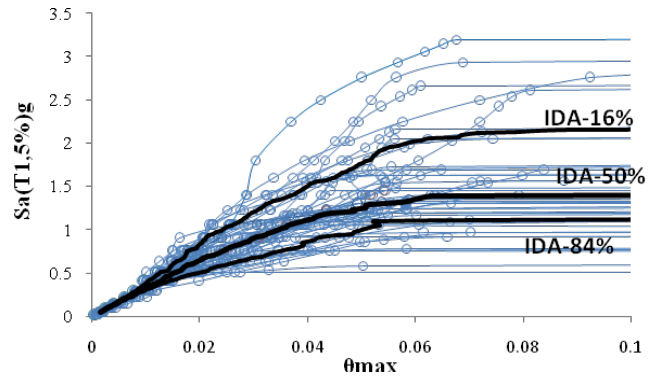


شکل ۵. طیف شتاب رکوردهای دور از گسل FEMA-P695

Fig. 5. Response spectra of Far-Field record



شکل ۷. منحنی شکنندگی سازه
Fig. 7. Collapse fragility curve of the structure



شکل ۶. منحنی های IDA سازه
Fig. 6. IDA curves of the structure

(θ_{pc}) تعریف می شود. زوال چرخه ای سختی و مقاومت بر اساس استهلاک انرژی چرخه ای (λ) محاسبه می شود.

۳-۴- رکوردهای مورد استفاده در تحقیق

رکوردهای مورد استفاده برای IDA در این تحقیق، ۴۴ رکورد دور از گسل ارائه شده توسط FEMA-P۶۹۵ است [۲۶]. این رکوردها شامل ۲۲ زوج رکورد (۴۴ مولفه)، از زلزله هایی هستند که فاصله ایستگاه ثبت آن ها تا محل گسل بیش از ۱۰ کیلومتر می باشند، که مشخصات این رکوردها در جدول ۱ و طیف پاسخ شتاب آن ها در شکل ۵ آورده شده است.

نمونه منحنی های IDA سازه برای حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت ها به همراه با صدک های شانزدهم، پنجاهم (میانه) و هشتاد و چهارم آن ها در شکل ۶ و منحنی شکنندگی سازه بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت ها در شکل ۷ ترسیم شده است.

۴-۴- میانگین بسامد سالیانه وقوع حالت حدی فروریزش

برای محاسبه میانگین بسامد سالیانه وقوع حالت حدی، با بسط رابطه (۶) به رابطه (۷) خواهیم رسید.

$$\lambda_{LS} = \int_{IM=0}^{IM=\infty} F(IM^C | IM) \cdot \left| \frac{d\lambda_{IM}}{dIM} \right| dIM \quad (7)$$

در این رابطه، عبارت داخل قدر مطلق، گرادیان خطر IM و

متمرکز^۱ و برای مدل سازی و انجام تحلیل های غیرخطی دینامیکی از نرم افزار Opensees استفاده شده است. به منظور صحت سنجی مدل از منحنی پوش آور قاب چهار طبقه با مشخصه ۱۰۰۸ در مرجع [۹] استفاده شده است (شکل ۳).

۲-۴- پارامترهای مدل مفصل پلاستیک متمرکز

در این تحقیق از مدل پلاستیسیت متمرکز برای المان های تیر و ستون استفاده شده است. مدل مفصل پلاستیک متمرکز در سازه های بتنی با استفاده از مدل مصالحی که توسط ایبارا، مدینا و کراوینکلر [۸] توسعه داده شد، انجام می گیرد که قابلیت در نظر گرفتن زوال مقاومت را با اضافه شدن خطی با شیب منفی به ناحیه بعد از اوج منحنی ممان-چرخش را دارد. همین طور قابلیت دیگر این منحنی در نظر گرفتن مقاومت پسماند است. در نهایت پارامترهای مربوط به این مدل مفصل پلاستیک توسط هسلتون و همکاران برای المان های بتنی کالیبره شده است [۱۰]. مدل مفصل پلاستیک با منحنی سه خطی در شکل ۴ نشان داده شده است. این منحنی شامل ناحیه الاستیک، ناحیه پس از تسلیم و پیش از راس با شیب مثبت و ناحیه پس از راس با شیب منفی و شاخه مقاومت پسماند است. لنگر تسلیم با (M_y) تعریف می شود. ناحیه پس از تسلیم و پیش از اوج توسط ظرفیت چرخش پلاستیک (θ_{cap}^{pl}) و لنگر ماکزیمم (M_c) و ناحیه پس از اوج توسط ظرفیت دوران پلاستیک پس از اوج

1 Concentrated Plastic Hinge

Sa میانگین شتاب طیفی پیش‌بینی شده و sigma لگاریتم انحراف استاندارد شتاب طیفی پیش‌بینی شده می‌باشند.

در این تحقیق یک ساختگاه ایده آل در نظر گرفته شده است که تنها تحت اثر یک زلزله مشخصه با خصوصیات زیر می‌باشد:

- دوره بازگشت زمین لرزه ۲۰۰ سال است، بزرگای رویداد ۷/۲ است، نزدیک‌ترین فاصله به گسل ۱۱ کیلومتر، سرعت موج برشی خاک ساختگاه: $m=360V_{s30}$ ، گسل از نوع معکوس و دوره تناوب اصلی سازه ۰/۹۶ ثانیه است.

در شکل ۸ طیف میانگین، میانگین به علاوه و منهای انحراف معیار به دست آمده از رابطه کاهندگی برای ساختگاه فوق ترسیم شده است. هنگامی که طیف حاصل از مدل کاهندگی برای یک رویداد مشخص زلزله با طیف خطر یکنواخت برای یک ساختگاه مقایسه می‌شود، اختلاف قابل توجهی میان مقادیر Sa دیده می‌شود. علت این اختلاف آن است که مدل کاهندگی براساس پارامترهای لرزه ای بیان شده است و این پارامترها بستگی به نوع خاک و مشخصات تکتونیکی منطقه مورد بررسی دارد در حالی که در طیف خطر یکنواخت علاوه بر این که از مدل کاهندگی استفاده می‌شود از پارامتر دیگری به عنوان شاخص شکل طیفی (ε) بهره می‌گیرد [۲۹ و ۳۰].

$$\varepsilon(T) = \frac{\ln sa(T) - \mu_{\ln sa}(M, R, T)}{\sigma_{\ln sa}(M, R, T)} \quad (10)$$

اختلاف ما بین دو طیف خطر یکنواخت $\ln sa(T)$ و مدل کاهندگی به وسیله پارامتر ε (اپسیلون) بیان می‌شود. مدل کاهندگی برای یک سناریوی فرضی (با بزرگای M و فاصله R و ...) یک مقدار میانگین $\mu_{\ln sa}(M, R, T)$ و انحراف معیار $\sigma_{\ln sa}(M, R, T)$ نتیجه می‌دهد. مقادیر ε مورد انتظار یا هدف که می‌بایست برای ارزیابی پاسخ سازه به دست آید به ساختگاه و سطح خطر مورد انتظار وابسته است. بنابراین بر اساس سطح خطری که متناسب با سطح عملکردی ساختمان در نظر گرفته می‌شود، مقدار ε هدف تعیین می‌گردد.

از تئوری احتمالات نرخ فراگذشت سالیانه (V) برای $\ln Sa(T1) > x$ رابطه (۱۱) به دست می‌آید [۳۱]:

$F(IM^C | IM)$ تابع احتمال تجمعی وقوع حالت حدی بر حسب متغیر IM است. رابطه فوق مبنای محاسبه میانگین بسامد سالیانه مربوط به وقوع حالات حدی می‌باشد. برای محاسبه λ_{LS} لازم است ابتدا نمودار مربوط به تابع احتمال $F(IM^C | IM)$ که همان منحنی شکنندگی سازه است به دست آید. پس از محاسبه مقادیر این منحنی، با داشتن مقادیر عددی نمودار خطر لرزه ای منطقه مورد بررسی، رابطه فوق قابل محاسبه است. جهت محاسبه گرادیان خطر لرزه ای $\left| \frac{d\lambda_{IM}}{dIM} \right|$ ، نیاز به تحلیل خطر لرزه ای سایت محل سازه مورد نظر می‌باشد. با انجام تحلیل خطر لرزه ای برای یک سایت، طیف های خطر یکنواخت با دوره بازگشت ۴۷۵ سال و ۲۴۷۵ به دست می‌آید. آن گاه با توجه به زمان تناوب اصلی سازه، می‌توان شتاب های طیفی متناظر با دوره بازگشت ۴۷۵ سال و ۲۴۷۵ سال را برای سایت مورد نظر به دست آورد. بسامد سالیانه فراگذشت از شدت لرزه ای (شتاب طیفی در این مطالعه)، معمولاً توسط یک رابطه خطی در فضای لگاریتمی تخمین زده می‌شود. (رابطه (۸))

$$\lambda_{Sa} = k_0 (Sa)^{-k} \quad (8)$$

در این رابطه λ_{Sa} ، برابر با عکس دوره بازگشت زلزله و Sa شتاب طیفی متناظر با طیف خطر یکنواخت ۴۷۵ سال و ۲۴۷۵ سال می‌باشد. پارامتر k میزان شیب منحنی خطر لرزه ای در مقدار ظرفیت مورد نظر و k_0 بیانگر ضریبی است که مربوط به شکل منحنی خطر لرزه ای است.

در این مطالعه جهت ارزیابی احتمالاتی خطر لرزه ای نیازمند یک ساختگاه فرضی و یک رابطه کاهندگی می‌باشیم. رابطه کاهندگی در نظر گرفته شده رابطه بور و اتیکنسون^۱ (۲۰۰۸) می‌باشد [۲۷]، که پارامترهای آن مطابق تابع (۹) تعریف می‌شوند [۲۸]:

$$\text{function [Sa sigma]} = \text{BA_2008_nga}(M, T, Rjb, \text{Fault_Type}, Vs30) \quad (9)$$

در تابع فوق M بیانگر بزرگای زلزله، T دوره تناوب، Rjb فاصله جوینبور، Fault_Type نوع گسل و $Vs30$ سرعت موج برشی،

بنابراین می توان گفت ε برابر صفر معادل دوره بازگشت ۴۰۰ سال است. با فرض توزیع نرمال و $\varepsilon = 1.4$ می توان نوشت.

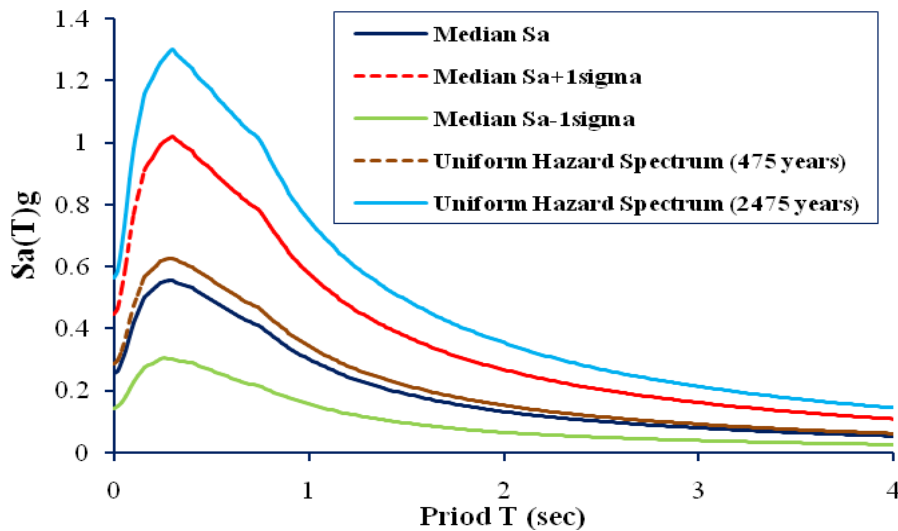
$$\nu \left[\ln Sa(T) > \overline{\ln Sa(T)} + 1.4\sigma \right] = \nu_0 P \left[\ln Sa(T) > \overline{\ln Sa(T)} + 1.4\sigma \mid M_w, R \right] = \frac{1}{2475} \quad (13)$$

بنابراین $\varepsilon = 1.4$ معادل یک رخداد با دوره بازگشت ۲۴۷۵ سال است. به طور مشابه $\varepsilon = 0.2$ معادل یک رخداد با دوره بازگشت ۴۷۵ سال است. با استفاده از روش فوق، مقدار ε هدف برای سطوح خطر مختلف به دست می آید. طیف خطر یکنواخت برای سایت مورد نظر در دوره بازگشت ۴۷۵ ساله و ۲۴۷۵ ساله با توجه به طیف

$$\nu \left[\ln Sa(T) > x \right] = \nu_0 P \left[\ln Sa(T) > x \mid M_w, R \right] \quad (11)$$

در این رابطه ν_0 نرخ سالیانه رخداد زلزله مشخصه (نرخ سالیانه فراگذشت زلزله) است که در این تحقیق با توجه به دوره بازگشت زلزله برابر $\nu_0 = \frac{1}{RP} = \frac{1}{200}$ است. مقدار x برابر با مقدار پیش‌بینی شده از رابطه کاهندگی ($\ln Sa(T)$) می باشد که متناظر با مقدار ε برابر صفر است

$$\nu \left[\ln Sa(T) \geq \overline{\ln Sa(T)} \right] = \nu_0 P \left[\ln Sa(T) \geq \overline{\ln Sa(T)} \mid M_w, R \right] = \frac{1}{400} \quad (12)$$



شکل ۸. طیف کاهندگی، طیف کاهندگی به علاوه و منهای انحراف معیار، طیف خطر یکنواخت سایت مورد نظر با دوره بازگشت ۴۷۵ و ۲۴۷۵ ساله

Fig. 8. mean spectrum, mean \pm standard deviation, and uniform hazard spectrum with return periods of 475 years and 2,475 years

جدول ۲. پارامترهای مربوط به خطر لرزه ای و میانگین بسامد سالیانه حالت حدی فروریزش بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت ها

Table 2. Seismic hazard parameters and mean annual frequency of collapse limit states

k_0	k	$MAF \times 10^{-4}$
۰/۰۰۰۲۴۱	۲/۱۲۷	۱/۷۵

جدول ۳. مشخصات مقاطع تیر به کار رفته در سازه و مقادیر مربوط پارامترهای مدل مفصل پلاستیک مقاطع

Table 3. The specifications of the beam sections and concentrated plastic hinge model parameters

طبقه	ابعاد تیر (cm)	A_s	A'_s	Confinement bars	$\theta_{cap,pl}$	θ_{pc}	EI_{stf40}	M_y	$\frac{M_c}{M_y}$	λ
۱	۴۵×۴۵	۸Φ۱۸	۸Φ۱۸	۲Φ۱۰@۱۲/۵cm	۰/۰۴	۰/۰۹۶۱۲	۳۶۷۳۴۷۶۵	۳۰۶۹۲۷/۵	۱/۲۱۵	۸۰/۱۹۵
۲	۴۵×۴۵	۸Φ۱۸	۸Φ۱۸	۲Φ۱۰@۱۲/۵cm	۰/۰۴	۰/۰۹۶۱۲	۳۶۷۳۴۷۶۵	۳۰۶۹۲۷/۵	۱/۲۱۵	۸۰/۱۹۵
۳	۴۰×۴۰	۸Φ۱۸	۸Φ۱۸	۲Φ۱۰@۱۲/۵cm	۰/۰۴۳	۰/۱	۲۵۹۳۳۳۳۳	۲۶۷۳۸۶/۵	۱/۲۱۵	۷۱/۵۴۷
۴	۴۰×۴۰	۶Φ۱۸	۶Φ۱۸	۲Φ۱۰@۱۲/۵cm	۰/۰۴۲	۰/۱	۲۵۹۳۳۳۳۳	۲۰۲۱۲۴/۳	۱/۲۱۵	۷۱/۵۴۷

ظرفیت چرخش پلاستیک^۳ ($\theta_{cap,pl}$) با انحراف معیار لگاریتمی

$$(\sigma_{LN} = 0.63) \cdot 0.63$$

$$\theta_{cap,pl} = 0.12(1 + 0.55a_{sl})(0.16)^v \quad (15)$$

$$(0.02 + 40\rho_{sh})^{0.43} (0.54)^{0.01c_{mit}f_c} (0.66)^{0.1S_n} (2.27)^{10\rho}$$

ظرفیت دوران پس از اوج^۴ (θ_{pc}) با انحراف معیار لگاریتمی

$$(\sigma_{LN} = 0.86)$$

$$\theta_{pc} = (0.76)(0.31)^v (0.02 + 40\rho_{sh})^{1.02} \leq 0.1 \quad (16)$$

سخت شوندهگی پس از تسلیم^۵ ($\frac{M_c}{M_y}$) با انحراف معیار لگاریتمی

$$(\sigma_{LN} = 0.12) \cdot 0.12$$

$$\frac{M_c}{M_y} = (1.25)(0.89)^v (0.91)^{0.01c_{mit}f_c} \quad (17)$$

ظرفیت اتلاف انرژی چرخه ای^۶ (λ) با انحراف معیار لگاریتمی

$$(\sigma_{LN} = 0.64) \cdot 0.64$$

$$\lambda = (170)(0.27)^v (0.1)^{\frac{s}{d}} \quad (18)$$

کاهندگی و رابطه (۱۰) و مقادیر اپسیلون در دوره بازگشت ۴۷۵ ساله و ۲۴۷۵ ساله در شکل ۸ ترسیم شده است. با داشتن مقادیر Sa(T) در دوره تناوب مود اول سازه از طیف خطر یکنواخت با دوره بازگشت ۴۷۵ ساله و ۲۴۷۵ ساله می توان با استفاده از رابطه (۸) پارامترهای k و k_r را به دست آورد. پارامترهای مربوط به منحنی خطر لرزه ای و میانگین بسامد سالیانه حالت حدی فروریزش در حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت ها در جدول ۲ آورده شده است.

۵- آنالیز عدم قطعیت

۵-۱- معرفی عدم قطعیت ها و همبستگی بین عدم قطعیت ها

در این تحقیق پارامترهای مدل پلاستیسیته متمرکز که در بخش (۲-۴) معرفی شد به عنوان عدم قطعیت های شناختی در نظر گرفته شده است. میانگین هر یک از این پارامترها (عدم قطعیت ها) با استفاده از روبربط (۱۴) تا (۱۸) محاسبه می شود که به همراه انحراف معیار لگاریتمی آن ها به شرح زیر می باشد [۹ و ۱۰].

سختی اولیه یا سختی موثر تا ۴۰ درصد نقطه تسلیم^۱ ($\frac{EI_{stf40}}{EI_g}$) با انحراف معیار لگاریتمی ($\sigma_{LN} = 0.42$) ۰/۴۲

$$\left(\frac{EI_{stf40}}{EI_g}\right) = -0.02 + 0.98\left(\frac{P}{A_g f_c}\right) + 0.09\left(\frac{L_s}{H}\right) \quad (14)$$

مقاومت خمشی تسلیم^۲ (M_y): برای محاسبه مقاومت خمشی رابطه پیشنهاد شده توسط فردیس [۳۲] مورد استفاده قرار می گیرد،

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

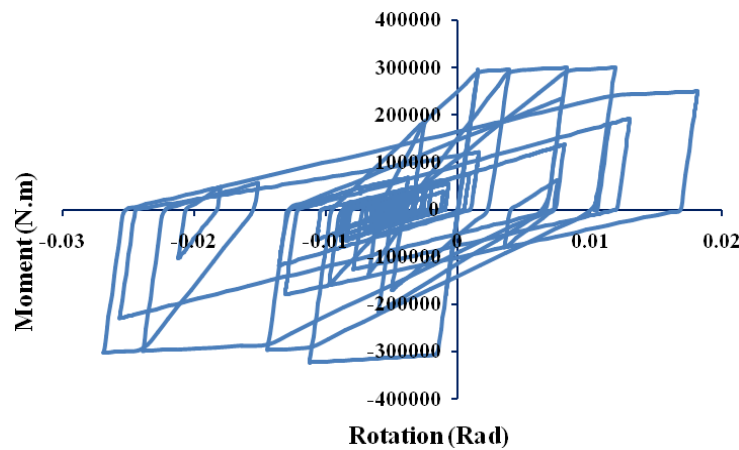
3 Plastic Rotation Capacity
4 Post-Capping Rotation Capacity
5 Post-Yield Hardening Stiffness
6 Energy dissipation capacity for cyclic stiffness and strength deterioration

1 Effective Initial Stiffness, which is defined by the secant stiffness to 40% of yield force
2 Bending (Flexural) Strength

جدول ۴. مشخصات مقاطع ستون به کار رفته در سازه و مقادیر مربوط پارامترهای مدل مفصل پلاستیک مقاطع

Table 4. The specifications of the column sections and concentrated plastic hinge model parameters

طبقه	ابعاد ستون (cm)	A_s	Confinement bars	$\theta_{cap,pl}$	θ_{pc}	EI_{stf40}	M_y	$\frac{M_c}{M_y}$	λ
۱	۴۵×۴۵	۱۶φ۲۲	۲φ۱۰@۱۰cm	۰/۰۳۶۶	۰/۰۵۸۴	۴۲۳۷۳۱۲۵	۵۶۳۷۲۵/۴	۱/۱۸۷	۷۱/۵۵۷
۲	۴۵×۴۵	۱۶φ۲۲	۲φ۱۰@۱۰cm	۰/۰۳۶۶	۰/۰۵۸۴	۴۲۳۷۳۱۲۵	۵۶۳۷۲۵/۴	۱/۱۸۷	۷۱/۵۵۷
۳	۴۰×۴۰	۱۲φ۱۸	۲φ۱۰@۱۰cm	۰/۰۳۴۱	۰/۰۶۴۹	۲۸۵۸۶۶۶۶	۳۰۹۵۵۹/۲	۱/۱۸۷	۶۵/۵۲۳
۴	۴۰×۴۰	۱۲φ۱۸	۲φ۱۰@۱۰cm	۰/۰۳۴۱	۰/۰۶۴۹	۲۸۵۸۶۶۶۶	۳۰۹۵۵۹/۲	۱/۱۸۷	۶۵/۵۲۳

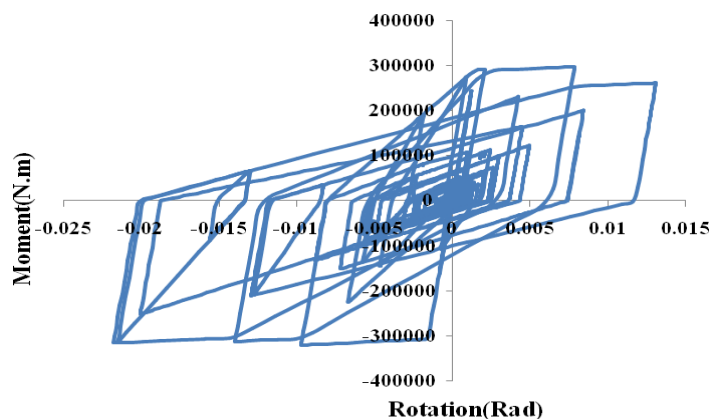


شکل ۹. نمودار لنگر- دوران مفصل پلاستیک تیر (Sa= 1/1926g)

Fig. 9. Moment-rotation curve for beam plastic hinge (Sa=1.1926g)

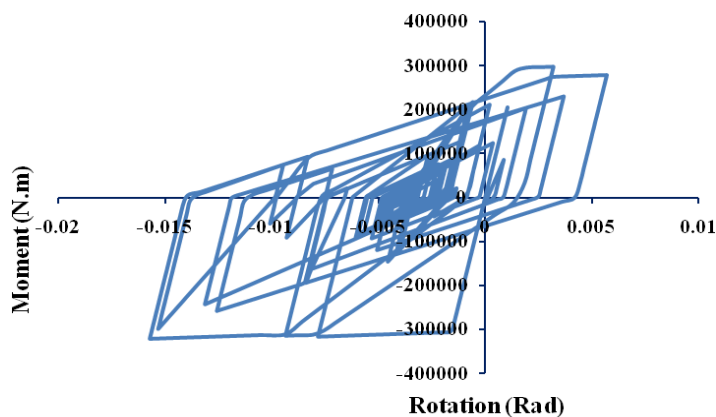
شش پارامتر مدل ممان چرخش مفاصل پلاستیک متمرکز به عنوان عدم قطعیت های شناختی برای المان های تیر و ستون در نظر گرفته می شود (در کل ۱۲ عدم قطعیت شناختی که شامل ۶ عدم قطعیت برای تیر و ۶ عدم قطعیت برای ستون). در جداول ۳ و ۴ مشخصات مقاطع به کار رفته برای تیرها و ستون ها و مقادیر به دست آمده برای پارامترهای مدل مفصل پلاستیک آورده شده است. (واحد پارامترهای مفاصل پلاستیک بر حسب رادیان، نیوتن و متر هستند)

در روابط فوق EI_g سختی کل، P بار محوری، A_g مساحت کل مقطع، f_c مقاومت فشاری بتن، H ارتفاع مقطع، L_S طول دهانه برشی، a_{sl} شاخص اثر لغزش آرماتور در بتن (یک به معنای امکان وقوع لغزش و صفر به معنای عدم امکان لغزش)، ν نسبت بار محوری به ظرفیت محوری مقطع، S_n ضریب کمانش آرماتور، ρ_{sh} نسبت حجمی آرماتورهای عرضی، c_{unit} ضریب تبدیل واحد که برای واحد مگاپاسکال برابر یک است، ρ نسبت آرماتور کششی و $\frac{s}{d}$ نسبت فاصله خاموت به عمق موثر مقطع است.



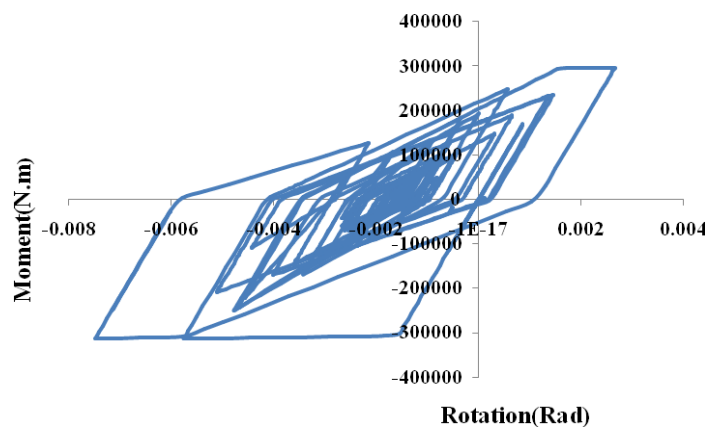
شکل ۱۰. نمودار لنگر- دوران مفصل پلاستیک تیر ($S_a=1.05g$)

Fig. 10. Moment-rotation curve for beam plastic hinge ($S_a=1.05g$)



شکل ۱۱. نمودار لنگر- دوران مفصل پلاستیک تیر ($S_a=0.9g$)

Fig. 11. Moment-rotation curve for beam plastic hinge ($S_a=0.9g$)



شکل ۱۲. نمودار لنگر- دوران مفصل پلاستیک تیر ($S_a=0.75g$)

Fig. 12. Moment-rotation curve for beam plastic hinge ($S_a=0.75g$)

جدول ۵. همبستگی بین پارامترهای یک جز سازه ای و بین دو جز [۵]

Table 5. Correlations between parameters of a component and two structural components

		COMPONENT 1						COMPONENT 2					
		$\theta_{cap,p11}$	θ_{pc1}	EI_{stf1}	M_{y1}	M_c/M_{y1}	γ_1	$\theta_{cap,p12}$	θ_{pc2}	EI_{stf2}	M_{y2}	M_c/M_{y2}	γ_2
COMPONENT 1	$\theta_{cap,p11}$	1	0.3	0	0.1	0.3	0.1	0.6	0.3	0	0.1	0.2	0
	θ_{pc1}		1	0.1	0.1	0.1	0.3		0.8	0.1	0.1	0.1	0.3
	EI_{stf1}			1	0.1	0	0			0.9	0.1	0.1	0
	M_{y1}				1	0.4	0.1				0.9	0.4	0.1
	M_c/M_{y1}		(sym.)			1	0.2		(sym.)			0.8	0.1
	γ_1						1						0.6
COMPONENT 2	$\theta_{cap,p12}$							1	0.3	0	0.1	0.3	0.1
	θ_{pc2}								1	0.1	0.1	0.1	0.3
	EI_{stf2}									1	0.1	0	0
	M_{y2}										1	0.4	0.1
	M_c/M_{y2}											1	0.2
	γ_2												1

گرفته است.

۲-۵- تولید داده های آماری و شبیه سازی

با مشخص شدن عدم قطعیت های مربوط به مولفه های تیر و ستون، با استفاده از مشخصه های آماری مرتبط از جمله میانگین و انحراف استاندارد و همبستگی بین عدم قطعیت ها، متغیرهای تصادفی مستقل و وابسته جهت انجام آنالیز عدم قطعیت تولید و شبیه سازی می شود.

برای یک متغیر تصادفی X با توزیع نرمال که دارای میانگین μ_X و انحراف معیار σ_X می باشد رابطه بین متغیر X و متغیر نرمال معیار Z به صورت $X = N(\mu_X, \sigma_X)$ یا $X = \mu_X + Z\sigma_X$ است. که Z متغیر تصادفی نرمال با میانگین صفر و انحراف معیار یک می باشد. لذا متغیر تصادفی X با میانگین و انحراف معیار مشخص، با استفاده از متغیر نرمال معیار Z قابل تولید است. اگر متغیر تصادفی X دارای توزیع لوگ نرمال با میانگین μ_X و انحراف معیار σ_X باشد آنگاه متغیر $Y = \ln(X)$ دارای توزیع نرمال خواهد بود که متغیر تصادفی Y با استفاده از رابطه $Y = \mu_{\ln X} + Z\sigma_{\ln X}$ تولید می شود و متغیر X با استفاده از رابطه $X = e^Y$ حاصل می شود. آنچه بحث شد درباره تولید متغیرهای تصادفی مستقل بود. اما در بسیاری از مسائل با متغیرهای تصادفی وابسته روبرو هستیم. شبیه

در شکل ۹ تا ۱۲ نمودار چرخه ای لنگر- دوران ($M-\theta$) مربوط به مفصل پلاستیک تیر AB در طبقه دوم که مشخصات مقاطع و پارامترهای مفصل پلاستیک آن در جدول ۳ ذکر شده و تحت رکورد Kobe ایستگاه Nishi-Akashi و در شدت های مختلف قبل از وقوع فروریزش نشان داده شده است.

ارزیابی همبستگی پارامترهای مدل مفصل پلاستیک متمرکز شامل اندازه گیری همبستگی بین پارامترهای مدل در یک جز سازه ای و بین اجزای مختلف سازه ای می باشد. ضرایب همبستگی داده شده در جدول ۵ برای تعریف همبستگی بین پارامترهای درونی یک جز سازه ای و همبستگی بین پارامترهای دو جز سازه ای استفاده می شود. ضرایب همبستگی در سمت چپ ماتریس جدول ۲ برای پارامترهای درونی اجزا (component i to i) و ماتریس سمت راست برای پارامترهای بین اجزا (component i to j) است. برای اندازه گیری همبستگی پارامترهای مدل از پایگاه داده هسلتون و همکاران استفاده می شود [۱۰ و ۵].

برای در نظر گیری عدم قطعیت های موجود در پیش بینی شدت لرزه ای نیز یک رکورد زمین لرزه به نحوی مقیاس می شود تا محدوده وسیعی از شدت ها را در برگیرد و همچنین برای در نظر گرفتن عدم قطعیت های موجود در محتوای فرکانسی و شکل طیفی زلزله ها تعداد قابل قبولی از رکوردهای زمین لرزه مورد استفاده قرار

سازی متغیرهای تصادفی وابسته باید به گونه ای باشد که ویژگی‌های آماری هر یک از متغیرها و وابستگی بین آن‌ها حفظ شود. به طور کلی الگوریتم تولید متغیرهای تصادفی مستقل به عنوان الگو و پایه اصلی برای تولید متغیرهای تصادفی وابسته می‌باشند. یک بردار تصادفی چند متغیره $X = (X_1, X_2, \dots, X_k)$ با توزیع نرمال را در نظر بگیرید که دارای بردار میانگین μ_X و بردار کواریانس C_X می‌باشد $X = N(\mu_X, C_X)$ که در آن $\mu_X = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k)^t$ یک بردار ستونی با بعد $K \times 1$ و C_X یک بردار با ابعاد $K \times K$ به عنوان بردار کواریانس می‌باشد، ماتریس کواریانس یک ماتریس متقارن است که در آن برای هر $J \neq K$ داریم $\sigma_{JK} = \sigma_{KJ}$ که $\sigma_{JK} = Cov(X_J, X_K)$ (بالانویس t نشان دهنده ترانهاده ماتریس است). یکی از روش‌های تولید متغیر تصادفی نرمال چند متغیره الگوریتم ریشه دوم^۱ است. این الگوریتم بر پایه تبدیل ارتوگونال^۲ با استفاده از ماتریس کواریانس C_X یا ماتریس همبستگی R_X می‌باشد. الگوریتم ریشه دوم، ماتریس کواریانس و ماتریس همبستگی را به شکل $C_X = \tilde{L}\tilde{L}'$ و $R_X = LL'$ تجزیه می‌کند ($L' = L^t$). که در آن L و \tilde{L} به ترتیب ماتریس‌های پایین مثلثی متناظر با ماتریس‌های همبستگی و کواریانس می‌باشند. علاوه بر متقارن بودن اگر C_X و R_X ماتریس مثبت منتهای باشند روش تجزیه چولسکی^۳ راهی موثر برای یافتن ماتریس‌های پایین مثلثی L و \tilde{L} هستند. با استفاده از ماتریس L یا \tilde{L} بردار متغیرهای تصادفی نرمال چند متغیره را می‌توان به صورت رابطه (۱۹) تولید کرد که در آن Z' بردار ستونی $K \times 1$ از متغیرهای تصادفی مستقل با میانگین صفر و انحراف معیار یک (متغیر نرمال معیار) می‌باشد.

$$X = \mu_X + \tilde{L}Z' \quad (19)$$

هر ماتریس معمولی A می‌تواند به شکل رابطه $A = LU$ تجزیه شود که در آن ماتریس L پایین مثلثی و ماتریس U بالا مثلثی می‌باشد هنگامی که ماتریس A ماتریس متقارن و مثبت و منتهای می‌باشد. در آن صورت رابطه فوق را می‌توان به صورت رابطه $A = LL'$ نوشت که در آن $U = L'$ می‌باشد [۳۳].

بر اساس رابطه (۱۹) و روش چولسکی مراحل تولید متغیرهای

- 1 Square Root Algorithm
- 2 Orthogonal Transformation
- 3 Cholesky Decomposition

تصادفی چند متغیره وابسته به شرح زیر است:
 ۱- تولید ماتریس پایین مثلثی از ماتریس همبستگی یا کواریانس با استفاده از روش چولسکی
 ۲- تولید متغیرهای تصادفی نرمال معیار با میانگین صفر و انحراف معیار یک
 ۳- استفاده از رابطه (۱۹) جهت تولید متغیرهای تصادفی وابسته
 ۴- تکرار مراحل ۱ تا ۳ برای تولید این متغیرها به تعداد مورد نظر
 بدین ترتیب برای تولید متغیرهای مستقل مربوط ۱۲ عدم قطعیت شناختی، تعداد ۲۸۱ نمونه با استفاده از شبیه سازی LHS تولید می‌شود. متغیرهای نرمال تولید شده به روش LHS دارای میانگین صفر، انحراف معیار یک و مستقل از هم می‌باشند.
 اگر عدم قطعیت‌های مربوط به تیر λ_m $X = (X_1, X_2, \dots, X_6)$ و عدم قطعیت‌های ستون λ_m $X = (X_7, X_8, \dots, X_{12})$ باشند در آن صورت $X = (X_1, X_2, \dots, X_{12})$ متغیرهای وابسته با بردار میانگین $\mu_X = (\mu_{x_1}, \mu_{x_2}, \dots, \mu_{x_{12}})$ بردار انحراف معیار $\sigma_{\ln X} = (\sigma_{\ln x_1}, \sigma_{\ln x_2}, \dots, \sigma_{\ln x_{12}})$ و کواریانس $\sigma_{JK} = Cov(x_J, x_K)$ باشند و ماتریس Z یک ماتریس به ابعاد 12×281 از متغیرهای نرمال مستقل تولید شده توسط روش LHS با میانگین صفر و انحراف معیار یک (متغیر نرمال معیار) باشد و در آن صورت برای تولید متغیرهای تصادفی وابسته از رابطه (۲۰) استفاده می‌کنیم.

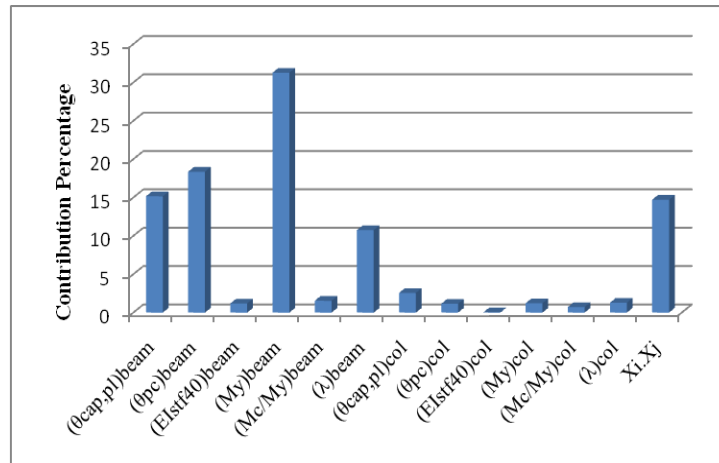
$$Y = \ln \mu_x + \tilde{L}Z \quad (20)$$

که در رابطه فوق \tilde{L} ماتریس پایین مثلثی متناظر با ماتریس کواریانس به دست آمده از روش تجزیه چولسکی می‌باشد. برای توسعه رابطه فوق برای سایر تیرها و ستون‌ها، ماتریس نرمالیزه (بی بعد) شده از متغیرهای تصادفی وابسته را به شکل رابطه (۲۱) تولید می‌کنیم.

$$(X)_{ij} = \frac{(Y)_{ij} - \ln(\mu_{x_j})}{\sigma_{\ln x_j}} \quad (21)$$

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

ماتریس X یک ماتریس چند متغیره از متغیرهای وابسته نرمالیزه



شکل ۱۳. درصد مشارکت عدم قطعیت‌ها در پاسخ ظرفیت فروریزش

Fig. 13. The contribution percentages of the uncertainties to the collapse capacity

عدم قطعیت‌های شناختی با توجه به ۴۴ شتاب‌نگاشت مورد استفاده و ۱۵ گام افزایشی برای هر شتاب‌نگاشت با استفاده از الگوریتم هانت-فیل کلا ۱۸۵۴۶۰ آنالیز دینامیکی غیرخطی تاریخچه زمانی انجام شده است.

۵-۳- سهم عدم قطعیت‌ها در پاسخ‌های فروریزش سازه

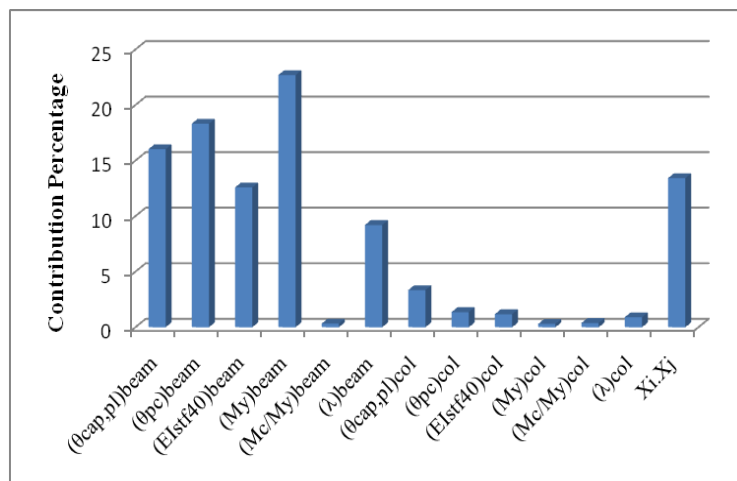
برای انتخاب فاکتورهای موثر بر یک فرایند از روش غربالگری^۲ استفاده می‌شود. روش غربالگری [۲۳] شامل روش‌های فاکتوریل کامل، فاکتوریل جزئی می‌باشد که در این تحقیق از روش فاکتوریل جزئی استفاده شده است و برای نشان دادن سهم یا درصد مشارکت عدم قطعیت‌ها در پاسخ‌های میانگین ظرفیت فروریزش سازه و میانگین دررفت فروریزش سازه از نمودار پارتو^۳ در شکل ۱۳ و ۱۴ استفاده شده است. با توجه به شکل ۱۳ مشاهده می‌شود، درصد مشارکت عدم قطعیت‌های موجود در تیرها در پاسخ ظرفیت فروریزش، برای ظرفیت چرخش پلاستیک $(\theta_{cap,pl})$ ۱۵/۱۶٪، ظرفیت دوران پس از اوج (θ_{pc}) ۱۸/۳۷٪ (تنها مقدار میانگین ظرفیت دوران پس از اوج با توجه به رابطه (۱۶) به مقدار ۰/۱ محدود شده است)، سختی اولیه یا سختی موثر تا ۴۰ درصد نقطه تسلیم (EI_{sf40}) ۱/۱۹٪، مقاومت خمشی تسلیم (M_y) ۳۱/۲۸٪، سخت شونده‌گی پس از تسلیم $(\frac{M_c}{M_y})$ ۱/۵۴٪ و ظرفیت اتلاف انرژی

شده با میانگین صفر و انحراف معیار یک با ابعاد 12×281 است. در این تحقیق برای کاهش ابعاد مسئله از روش نرمالیزه کردن عدم قطعیت‌ها استفاده شده که باعث می‌شود تعداد عدم قطعیت‌های کل سازه به ۱۲ کاهش پیدا کند و عدم استفاده از این روش سبب می‌شد به ازای هر تیر یا ستون ۶ عدم قطعیت داشته باشیم که با ضرب در تعداد تیرها و ستون‌های سازه، تعداد کل عدم قطعیت‌های سازه حاصل می‌شد.

به منظور تعیین داده‌های ورودی برای تشکیل سطوح پاسخ برای ۱۲ عدم قطعیت شناختی، ۲۸۱ نمونه وابسته نرمالیزه شده (X) تولید و شبیه‌سازی شده است و سپس برای هر یک از شبیه‌سازی‌های انجام شده برای عدم قطعیت‌ها و با داشتن ۴۴ رکورد معرفی شده، تحلیل‌های دینامیکی افزایشی سازه با استفاده از الگوریتم هانت-فیل انجام می‌شود. پاسخ‌های متناظر با فروریزش سازه $(Sa_{collapse})$ و $(Drift_{collapse})$ برای هر ۴۴ رکورد به دست می‌آید سپس با میانگین‌گیری از پاسخ‌های متناظر با فروریزش، میانگین ظرفیت فروریزش سازه (μ_{sa}) و میانگین دررفت فروریزش (μ_{Drift}) برای آن شبیه‌سازی حاصل می‌شود. بدین ترتیب برای ۲۸۱ شبیه‌سازی انجام شده این روند تکرار می‌شود تا به ازای هر شبیه‌سازی یک میانگین ظرفیت فروریزش و یک میانگین دررفت فروریزش به دست آید که به عنوان داده‌های هدف^۱ در شبکه‌های عصبی و روش سطح پاسخ مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای ۲۸۱ شبیه‌سازی برای

2 Screening
3 Pareto Chart

1 Target Data



شکل ۱۴. درصد مشارکت عدم قطعیت‌ها در پاسخ دررفت فروریزش

Fig. 14. Contribution percentages of the uncertainties to the collapse drift

خروجی حاصل از پیش‌بینی توسط روش سطح پاسخ و شبکه عصبی، طبق رابطه (۲۲) و خطای تخمین نیز طبق رابطه (۲۳) محاسبه می‌شود [۲۰].

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n ((y_{obs})_i - (\bar{y}_{obs})) \times ((y_{est})_i - (\bar{y}_{est}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n ((y_{obs})_i - (\bar{y}_{obs}))^2 \sum_{i=1}^n ((y_{est})_i - (\bar{y}_{est}))^2}} \quad (22)$$

$$Error = \left(\frac{|Estimated - Calculated|}{Calculated} \right) \quad (23)$$

در این رابطه y_{obs} مقدار حاصل از تحلیل‌های دینامیکی افزایشی \bar{y}_{obs} میانگین مقادیر حاصل از تحلیل‌های دینامیکی افزایشی، y_{est} مقدار پیش‌بینی شده و \bar{y}_{est} میانگین مقادیر پیش‌بینی شده است.

۶-۲- روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پاسخ‌های فروریزش

در روش سطح پاسخ به جای مقادیر پاسخ، تبدیلی از آن به صورت تابعی از متغیرهای ورودی به دست می‌آید. در واقع تابعی مناسب است که بهترین برازش با کمترین خطا را به دست دهد. اگر

چرخه ای (λ) ۱۰/۷۵٪ می‌باشد و درصد مشارکت هر یک از عدم قطعیت‌های موجود در ستون‌ها کمتر از ۵٪ و بر هم کنش بین عدم قطعیت‌ها ۱۴/۷۲٪ از پاسخ ظرفیت فروریزش سازه را شامل می‌شوند. درصد مشارکت عدم قطعیت‌های موجود در تیرها برای پاسخ دررفت فروریزش در شکل ۱۴ نشان داده شده است با توجه به شکل، سهم ظرفیت چرخش پلاستیک ($\theta_{cap,pl}$) ۱۶/۲٪، ظرفیت دوران پس از اوج (θ_{pc}) ۱۸/۳۲٪، سختی اولیه یا سختی موثر تا ۴۰ درصد نقطه تسلیم (EI_{stf40}) ۱۲/۵۸٪، مقاومت خمشی تسلیم (M_y) ۲۲/۷٪، سخت شوندهگی پس از تسلیم ($\frac{M_c}{M_y}$) ۰/۳۲٪ و ظرفیت اتلاف انرژی چرخه ای (λ) ۹/۲٪ می‌باشد و درصد مشارکت هر یک از عدم قطعیت‌های موجود در ستون‌ها کمتر از ۵٪ و بر هم کنش بین عدم قطعیت‌ها ۱۳/۴۲٪ از پاسخ دررفت فروریزش سازه را شامل می‌شوند.

۶- پیش‌بینی پاسخ‌های فروریزش

۶-۱- ارزیابی روش‌های مختلف پیش‌بینی

در این تحقیق از شبکه‌های عصبی و روش سطح پاسخ برای پیش‌بینی پاسخ‌های فروریزش سازه با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های شناختی استفاده شده است. ضریب همبستگی (R) بین داده‌های هدف حاصل از تحلیل‌های دینامیکی افزایشی و داده‌های

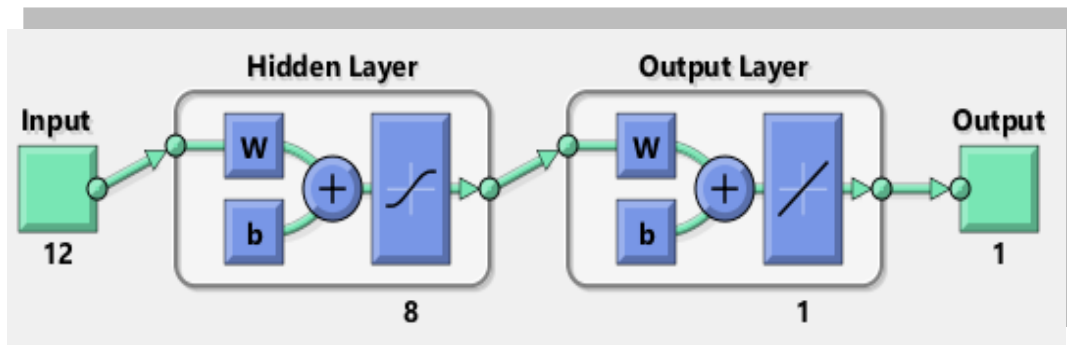
$$\begin{aligned} \mu_{D_{eff}}(Z) = & 0.0541 + 10^{-3}(7.767Z_1 + 8.626Z_2 - 7.75Z_3 + \\ & 9.287Z_4 + 1.463Z_5 + 6.641Z_6 + 3.62Z_7 + 2.29Z_8 - \\ & 2.484Z_9 + 1.986Z_{10} + 1.427Z_{11} + 1.383Z_{12} - 1.109Z_1Z_2 - \\ & 0.973Z_1Z_3 + 1.863Z_1Z_6 + 0.514Z_1Z_7 - 1.234Z_1Z_8 - \\ & 0.608Z_1Z_{10} - 1.327Z_2Z_3 + 1.816Z_2Z_4 + 1.765Z_2Z_6 + \\ & 0.9Z_2Z_8 + 0.509Z_3Z_4 + 1.372Z_3Z_6 - 0.989Z_3Z_7 + \\ & 0.927Z_3Z_8 + 0.647Z_3Z_9 + 1.216Z_4Z_7 + 1.01Z_4Z_8 \\ & - 0.704Z_4Z_9 + 1.494Z_4Z_{10} + 0.959Z_6Z_7 + 1.104Z_6Z_8 + 0.74Z_7Z_9 \\ & - 0.599Z_7Z_{10} - 0.698Z_8Z_{10} - 0.755Z_8Z_{11} - 1.024Z_{10}Z_{11} - \\ & 1.193Z_{10}Z_{12} - 0.599Z_{11}Z_{12} + 0.539Z_1^2 + 0.612Z_2^2 - \\ & 0.39Z_6^2 - 0.706Z_{10}^2 - 0.525Z_{11}^2 - 0.536Z_{12}^2) \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} Ln(MAF) = & -8.74267 + 10^{-2}(-24.969Z_1 - 24.81Z_2 - 2 \\ & .106Z_3 - 58.14Z_4 - 11.686Z_5 - 0.26455Z_6 - 7.874Z_7 - 2 \\ & .852Z_8 - 0.303Z_9 - 8.1043Z_{10} - 4.687Z_{11} - 4.219Z_{12} \\ & + 3.9Z_1Z_2 + 4.376Z_1Z_3 - 4.131Z_1Z_6 + 2.832Z_1Z_8 + 2 \\ & .323Z_1Z_9 + 1.653Z_1Z_{10} - 2.343Z_1Z_{12} + 2.847Z_2Z_3 - \\ & 6.137Z_1Z_4 - 5.167Z_3Z_4 - 5.775Z_3Z_6 + 4.349Z_3Z_7 - 2.926Z_3Z_8 \\ & 2.03Z_3Z_{10} + 2.679Z_3Z_{11} + 4.504Z_4Z_6 - 3.07Z_4Z_7 - 3.646Z_4Z_8 + \\ & 2.023Z_4Z_9 - 8.028Z_4Z_{10} + 2.377Z_4Z_{11} + 2.233Z_4Z_7 - 1.596Z_5Z_8 \\ & + 2.47Z_5Z_{10} - 4.093Z_6Z_7 - 2.575Z_6Z_8 - 2.703Z_6Z_{10} + 1.549Z_7Z_8 \\ & - 2.544Z_7Z_9 + 3.458Z_7Z_{10} + 4.36Z_7Z_{11} + 2.538Z_8Z_{10} + \\ & 1.826Z_8Z_{11} - 1.798Z_8Z_{12} - 2.368Z_9Z_{10} + 3.301Z_{10}Z_{11} + 6 \\ & .493Z_{10}Z_{12} + 3.1Z_3^2 + 3.856Z_4^2 + 4.414Z_6^2 + 2.062Z_7^2 + 1 \\ & .877Z_9^2 + 6.521Z_{10}^2 + 2.438Z_{11}^2 + 2.23Z_{12}^2) \end{aligned} \quad (26)$$

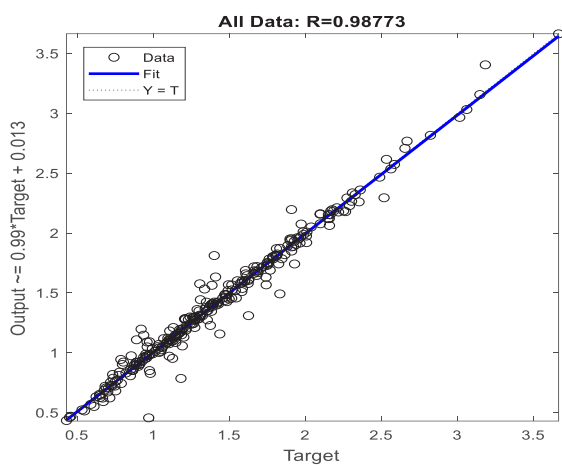
در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی پاسخ های فروریزش با در نظر گرفتن عدم قطعیت های شناختی استفاده شده است. داده های ورودی در لایه ورودی شبکه عصبی برای ۱۲ عدم قطعیت شناختی، ۲۸۱ متغیر نرمال معیار مستقل (Z) می باشد. داده های هدف میانگین ظرفیت فروریزش، میانگین ظرفیت فروریزش و میانگین بسامد سالیانه فروریزش حاصل از تحلیل های دینامیکی افزایشی برای ۲۸۱ شبیه سازی انجام شده می باشند و داده های خروجی در لایه خروجی شبکه عصبی مقدار میانگین ظرفیت فروریزش، میانگین ظرفیت فروریزش و میانگین بسامد سالیانه فروریزش پیش بینی شده توسط شبکه می باشند. ساختار شبکه عصبی در شکل ۱۵ آورده شده است، تابع انتقال لایه های پنهان و خروجی به ترتیب از نوع Tansing و Purelin و الگوریتم آموزش از نوع Levenberg-Marquart می باشد، تعداد سلول های عصبی در لایه پنهان چنان باید انتخاب شود که میزان خطای پیش بینی شبکه را کمینه کند، در شبکه عصبی، تعداد لایه پنهان شبکه، یک لایه و تعداد سلول عصبی در لایه پنهان شبکه، ۸ سلول در نظر گرفته شده است.

تعداد نمونه های تولید شده برای متغیرهای ورودی کم باشد نمی توان تابعی را پیش بینی کرد. در این تحقیق برای به دست آوردن تعداد شبیه سازی مورد نیاز از رابطه ارائه شده ی در روش طراحی مرکب مرکزی استفاده شده است، به طوری که برای به دست آوردن یک تابع مشخص برای ۱۲ عدم قطعیت، در سطح یک شانزدهم فاکتوریل با تعداد تکرار نقاط مرکزی برابر صفر، تعداد ۲۸۱ شبیه سازی مورد نیاز است. مدل پیشنهادی برای تابع پاسخ بر حسب عدم قطعیت ها به صورت مدل درجه دو می باشد. هر چه میزان p-value مربوط به متغیرهای ورودی کمتر باشد مطلوب تر است و نشان می دهد که متغیرهای ورودی در پاسخ سازه دارای اهمیت بیشتر هستند. معمولاً نگه داشتن تمامی جملات یک مدل درجه دو (رابطه ۱) مناسب نیست و لازم است که جملاتی که مطلوب نیستند، حذف شوند تا برازش بهتری به دست آید. درجه اهمیت جملات با p-value مشخص می شوند. مقادیر p-value کوچک تر از ۰/۵ نشان می دهد که جمله مورد نظر با اهمیت است و مقادیر p-value بزرگ تر از ۰/۱ نشان می دهد که تاثیر آن جمله در پاسخ ناچیز است [۲۳]. بنابراین تمام جملات با p-value بزرگ تر از ۰/۱ از تابع میانگین ظرفیت فروریزش و میانگین ظرفیت فروریزش حذف شده اند. رابطه (۲۴) تابع میانگین ظرفیت فروریزش و رابطه (۲۵) تابع میانگین ظرفیت فروریزش و رابطه (۲۶) تابع میانگین بسامد سالیانه فروریزش بر حسب متغیرهای نرمال معیار مستقل (Z) است.

$$\begin{aligned} \mu_{sa}(Z) = & 1.493 + 10^{-2}(20.76Z_1 + 23.37Z_2 - 7.3 \times 10^{-2}Z_3 + \\ & 29.34Z_4 + 7.17Z_5 + 19.28Z_6 + 9.37Z_7 + 5.8Z_8 - 0.16Z_9 + \\ & 8.62Z_{10} + 4.55Z_{11} + 5.64Z_{12} - 2.13Z_1Z_2 - 1.21Z_1Z_3 + \\ & 3.53Z_1Z_4 + 3.5Z_1Z_6 + 2.14Z_1Z_7 + 6.02Z_2Z_4 + 4.36Z_2Z_6 + \\ & 1.77Z_2Z_7 + 1.19Z_2Z_8 + 2.25Z_2Z_{10} + 1.38Z_2Z_{11} + 0.97Z_2Z_{12} \\ & + 3.28Z_3Z_4 - 1.23Z_3Z_5 + 4.58Z_3Z_6 + 1.73Z_3Z_9 + 3.38Z_4Z_7 \\ & + 1.54Z_4Z_8 + 3.95Z_4Z_{10} + 1.6Z_5Z_6 + 1.7Z_5Z_{11} + 2.01Z_6Z_7 \\ & + 3.23Z_6Z_8 + 2.91Z_6Z_{10} - 2.55Z_7Z_8 + 2.41Z_7Z_9 - 1.07Z_7Z_{10} \\ & - 1.63Z_8Z_{10} - 1.91Z_8Z_{11} + 1.95Z_9Z_{10} + 1.61Z_8Z_{12} - 1.77Z_{10}Z_{11} \\ & - 2.25Z_{10}Z_{12} - 1.91Z_{11}Z_{12} + 1.39Z_2^2 - 1.34Z_3^2 + 0.82Z_4^2 - \\ & 1.68Z_6^2 - 3.63Z_{10}^2 - 1.24Z_{11}^2 - 1.39Z_{12}^2) \end{aligned} \quad (24)$$

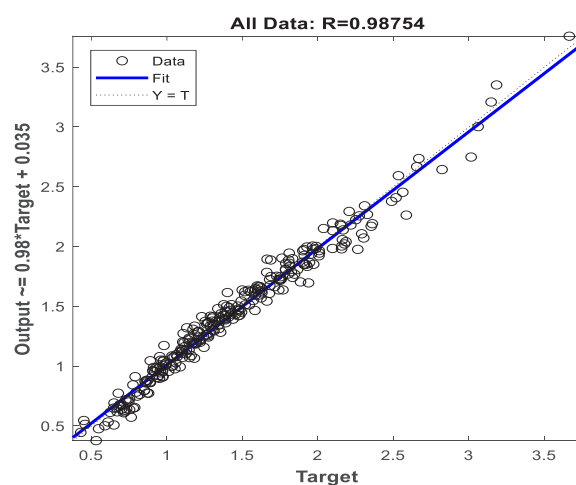


شکل ۱۵. ساختار شبکه عصبی مورد استفاده در تخمین پاسخ های فروریزش
 Fig. 15. The ANN's architecture in collapse response estimation



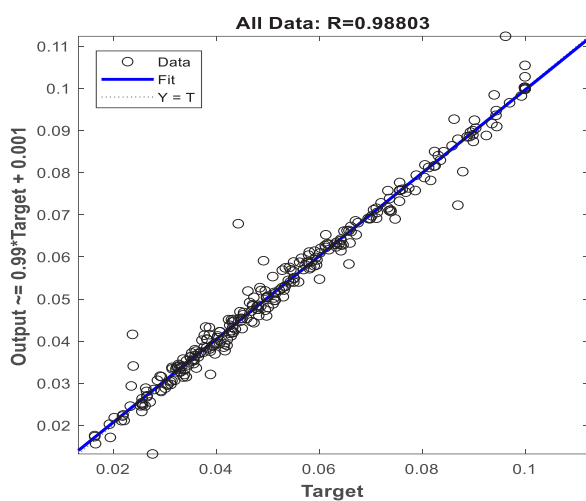
شکل ۱۷. نمودار همبستگی بین داده های هدف و خروجی برای میانگین ظرفیت فروریزش برای شبکه عصبی

Fig. 17. The correlation chart between the target and output data for the mean collapse capacity in ANN



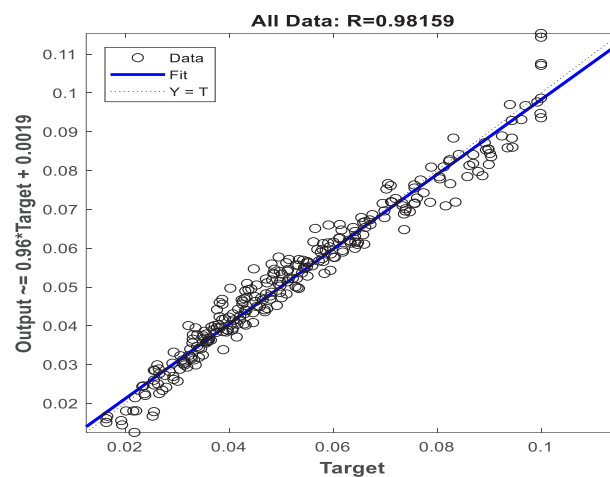
شکل ۱۶. نمودار همبستگی بین داده های هدف و خروجی برای میانگین ظرفیت فروریزش برای روش سطح پاسخ

Fig. 16. The correlation chart between the target and output data for the mean collapse capacity in RSM



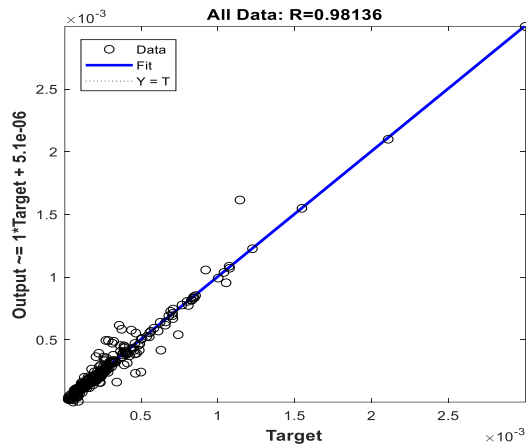
شکل ۱۹. نمودار همبستگی بین داده های هدف و خروجی برای میانگین دررفت فروریزش برای شبکه عصبی

Fig. 19. The correlation chart between the target and output data for the mean collapse drift in ANN



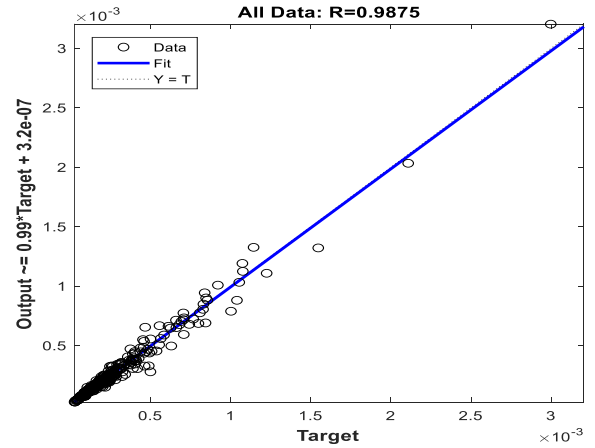
شکل ۱۸. نمودار همبستگی بین داده های هدف و خروجی برای میانگین دررفت فروریزش برای روش سطح پاسخ

Fig. 18. The correlation chart between the target and output data for the mean collapse drift in RSM



شکل ۲۱. نمودار همبستگی بین داده های هدف و خروجی برای میانگین بسامد سالیانه فروریزش برای شبکه عصبی

Fig. 21. The correlation chart between the target and output data for the mean collapse annual frequency in ANN



شکل ۲۰. نمودار همبستگی بین داده های هدف و خروجی برای میانگین بسامد سالیانه فروریزش برای روش سطح پاسخ

Fig. 20. The correlation chart between the target and output data for the mean collapse annual frequency in RSM

جدول ۶. تخمین پاسخ های فروریزش سازه در حالتی که همه عدم قطعیت ها روی مقدار میانگین خود باشند

Table 6. Estimated collapse responses while all uncertainties are set to their mean values

	IDA	RSM	ANN
μ_{sa}	۱/۵۰۴	۱/۴۹۳	۱/۵۲۴
μ_{Drift}	۰/۰۵۳۸	۰/۰۵۴۱	۰/۰۵۵۹
MAF	۰/۰۰۰۱۷۵	۰/۰۰۰۱۵۹	۰/۰۰۰۱۶۵

در شکل های ۱۶ تا ۲۱ نمودار همبستگی بین داده های هدف و داده های خروجی برای پاسخ های فروریزش سازه به روش سطح پاسخ و شبکه عصبی آورده شده است. همبستگی بین داده های هدف و داده های خروجی برای میانگین ظرفیت فروریزش در روش سطح پاسخ و شبکه عصبی به ترتیب برابر $R=0.9875$ و $R=0.98136$ ، برای میانگین دررفت فروریزش برابر $R=0.9811$ و $R=0.987$ و برای میانگین بسامد سالیانه فروریزش به ترتیب برابر $R=0.9875$ و $R=0.9814$ است.

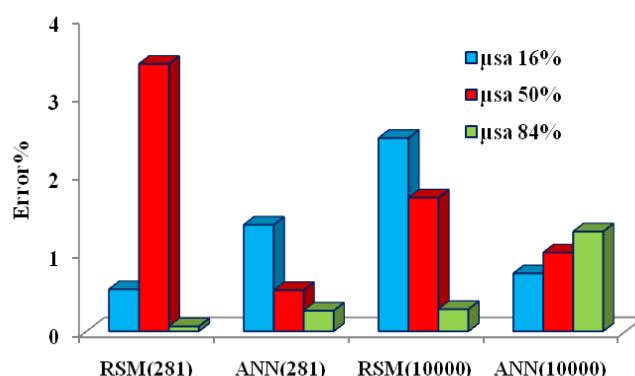
در حالی که همه عدم قطعیت ها مقدار میانگین خود را دارند، مقادیر پاسخ فروریزش حاصل از تحلیل دینامیکی افزایشی، روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۷ آورده شده است. در گام بعد برای ۱۲ عدم قطعیت شناختی، 10^4 متغیر مستقل نرمال معیار به روش LHS تولید و شبیه سازی می کنیم. اما از آنجا که برای 10^4 شبیه سازی فوق، با استفاده از ۴۴ شتابنگاشت مورد استفاده و ۱۵ گام افزایشی برای هر شتابنگاشت

پاسخ های فروریزش سازه در سطوح آماری ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ برای ۲۸۱ شبیه سازی برای مقادیر حاصل از تحلیل های دینامیکی افزایشی، روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۶ آورده شده است. میانگین ظرفیت فروریزش در حالت بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت ها (حالتی که همه عدم قطعیت ها مقدار میانگین خود را دارند) برابر ۱/۵۰۴ می باشد و خطای حاصل از برای پیش بینی به

جدول ۷. تخمین مقادیر μsa ، $\mu Drift$ و MAF در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪

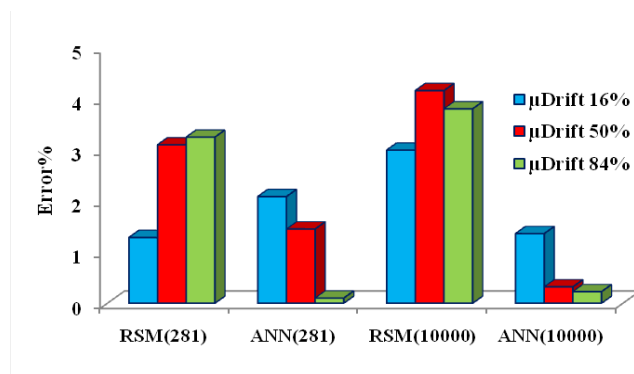
Table 7. The estimated μSa , $\mu Drif$, and MAF values at the levels of 16%, 50%, and 84%

روش مورد استفاده	IDA	RSM	ANN	RSM	ANN
تعداد شبیه سازی	۲۸۱	۲۸۱	۲۸۱	۱۰ ^۴	۱۰ ^۴
μ_{sa}	٪۱۶	۰/۸۸۹۸۱۵	۰/۸۹۴۵۸۷	۰/۹۰۱۹۱۹	۰/۹۱۱۷۹
	٪۵۰	۱/۳۴۱۲۰۸	۱/۳۸۷۰۴۱	۱/۳۴۸۲۵۴	۱/۳۶۴۱
	٪۸۴	۱/۹۴۶۵۹۲	۱/۹۴۵۳۸۸	۱/۹۵۱۶۹۶	۱/۹۴۱۱
μ_{Drift}	٪۱۶	۰/۰۳۲۶۵۵	۰/۰۳۲۲۳۵	۰/۰۳۳۳۳۷	۰/۰۳۳۶۳۴
	٪۵۰	۰/۰۴۹۵۴۱	۰/۰۵۱۰۷۸	۰/۰۵۰۲۶۱	۰/۰۵۱۶۰۴
	٪۸۴	۰/۰۷۵۶۷۱	۰/۰۷۳۲۱	۰/۰۷۵۷۴۷	۰/۰۷۲۷۹
$MAF \times 10^{-4}$	٪۱۶	۰/۹۲۹۳	۰/۹۶۷۴	۱/۰۱۵	۰/۹۵۷۹۴
	٪۵۰	۲/۱۴۶	۲/۱۲۳	۲/۱۰۹	۲/۰۶۸۵
	٪۸۴	۴/۶۳۸	۴/۵۲۵	۴/۷۶۸	۴/۵۳۴



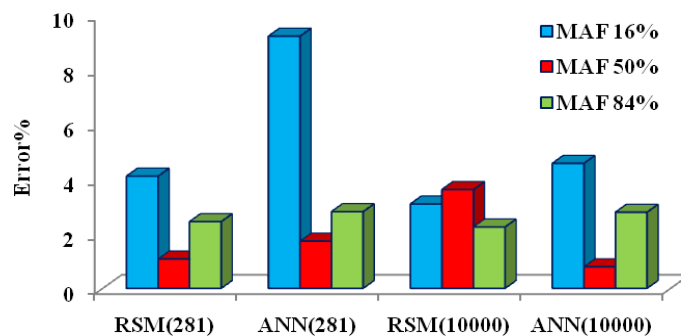
شکل ۲۲. درصد خطای ایجاد شده برای پیش‌بینی میانگین ظرفیت فروریزش سازه در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪

Fig. 22. Estimation of the μsa error at the levels of 16%, 50% and 84%



شکل ۲۳. درصد خطای ایجاد شده برای پیش‌بینی میانگین دررفت فروریزش سازه در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪

Fig. 23. Estimation of the $\mu drift$ error at the levels of 16%, 50% and 84%



شکل ۲۴. درصد خطای ایجاد شده برای پیش‌بینی میانگین بسامد سالیانه فروریزش سازه در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪

Fig. 24. Estimation of the MAF error at the levels of 16%, 50% and 84%

IDA در روش سطح پاسخ ۴/۱۶٪ و شبکه عصبی ۱/۳۶٪ می‌باشد. میانگین بسامد سالیانه وقوع حالت حدی فروریزش در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ به ترتیب برابر $۰/۹۲۹۳ \times ۱۰^{-۴}$ ، $۲/۱۴۶۶ \times ۱۰^{-۴}$ و $۴/۶۳۸ \times ۱۰^{-۴}$ می‌باشد که برای ۲۸۱ شبیه‌سازی، با توجه به شکل ۲۴، حداکثر خطای ایجاد شده در روش سطح پاسخ ۴/۱٪ و شبکه عصبی مصنوعی ۹/۲٪ می‌باشد. برای ۱۰۴ شبیه‌سازی حداکثر خطای ایجاد شده در سطوح آماری ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ برای MAF در روش سطح پاسخ ۳/۶۱٪ و شبکه عصبی ۴/۵۷٪ می‌باشد.

با مقایسه خطای ایجاد شده در پیش‌بینی پاسخ‌های فروریزش در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ به روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی می‌توان دریافت که دو روش فوق با خطای کمتر از ۱۰٪ در پیش‌بینی مقادیر میانگین ظرفیت فروریزش سازه، میانگین دریافت سازه و میانگین بسامد سالیانه فروریزش دارای عملکرد تقریباً یکسان و دارای قابلیت مطلوب در تخمین پاسخ‌های فروریزش سازه هستند. در تعداد شبیه‌سازی بسیار بالا، شبکه عصبی مصنوعی در زمان کمتر نسبت به روش سطح پاسخ، پاسخ‌های سازه را پیش‌بینی می‌کند زیرا که برای هر تعداد شبیه‌سازی، باید مقادیر تولید شده برای عدم قطعیت‌ها در هر شبیه‌سازی در توابع (۲۴) تا (۲۶) جایگذاری شده و پاسخ‌های سازه به دست آید که با توجه به تعداد بالای جملات در توابع (۲۴) تا (۲۶) این امر کمی زمان بر می‌باشد، که البته می‌توان با صرف نظر کردن از اثرات بر هم‌کنش بین عدم قطعیت‌ها در روابط فوق، توابعی با تعداد جمله کمتر تولید کرد که زمان آنالیز برای تعداد

با توجه به الگوریتم هانت-فیل نیاز به ۶۶۰۰۰۰ آنالیز دینامیکی غیرخطی تاریخچه زمانی است، در عمل انجام این حجم عظیم آنالیز دینامیکی غیرخطی سازه، کاری طاقت‌فرسا و حتی غیرممکن است، لذا پاسخ‌های فروریزش سازه برای ۱۰۴ شبیه‌سازی فوق تنها با روش سطح پاسخ و شبکه عصبی پیش‌بینی شده و مقادیر پاسخ‌های فروریزش در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ در جدول ۷ آورده شده است و سپس خطای ایجاد شده در پاسخ‌های پیش‌بینی شده نسبت به مقادیر حاصل از تحلیل دینامیکی افزایشی برای ۲۸۱ شبیه‌سازی در شکل‌های ۲۲، ۲۳ و ۲۴ آورده شده است.

میانگین ظرفیت فروریزش سازه در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ حاصل از IDA به ترتیب برابر $۰/۸۸۹۸$ ، $۱/۳۴۱۲$ و $۱/۹۴۶۶$ می‌باشد که برای ۲۸۱ شبیه‌سازی، با توجه به شکل ۲۲، حداکثر خطای ایجاد شده در سطوح مذکور نسبت به IDA در روش سطح پاسخ ۳/۴۲٪ و شبکه عصبی ۱/۴٪ می‌باشد. برای ۱۰۴ شبیه‌سازی حداکثر خطای ایجاد شده در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ نسبت به IDA در روش سطح پاسخ ۲/۴۷٪ و شبکه عصبی ۱/۲۷٪ می‌باشد. میانگین دریافت فروریزش سازه در سطوح ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ حاصل از IDA به ترتیب برابر $۰/۰۳۲۶۶$ ، $۰/۰۴۹۵۴$ و $۰/۰۷۵۶۷$ می‌باشد که برای ۲۸۱ شبیه‌سازی، با توجه به شکل ۲۳، حداکثر خطای ایجاد شده نسبت به IDA در روش سطح پاسخ ۳/۳٪ و شبکه عصبی ۲/۱٪ می‌باشد. برای ۱۰۴ شبیه‌سازی حداکثر خطای ایجاد شده در سطوح آماری ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ نسبت به روش

جدول پیوست ۱. ضرایب منحنی (IM, DM, IDA) برای ۴۴ شتاب‌نگاشت معرفی شده با استفاده از الگوریتم هانت-فیل

DM1	IM1	DM2	IM2	DM3	IM3	DM4	IM4	DM5	IM5	DM6	IM6	DM7	IM7	DM8	IM8	DM9	IM9	DM10	IM10	DM11	IM11	
0.001451	0.05	0.001347	0.05	0.001609	0.05	0.001422	0.05	0.001601	0.05	0.001498	0.05	0.000708	0.025	0.000747	0.025	0.000814	0.025	0.000973	0.025	0.000661	0.025	
0.004355	0.15	0.004038	0.15	0.004083	0.15	0.004269	0.15	0.004804	0.15	0.004491	0.15	0.001417	0.05	0.001493	0.05	0.001626	0.05	0.001944	0.05	0.00132	0.05	
0.008053	0.3	0.008643	0.3	0.009776	0.3	0.008548	0.3	0.0089	0.3	0.008693	0.3	0.002835	0.1	0.002984	0.1	0.003249	0.1	0.003885	0.1	0.00264	0.1	
0.012629	0.5	0.014765	0.5	0.013293	0.4	0.014958	0.5	0.012069	0.5	0.014105	0.5	0.004253	0.15	0.004475	0.15	0.004873	0.15	0.005826	0.15	0.003959	0.15	
0.017359	0.75	0.016799	0.625	0.016589	0.5	0.018671	0.75	0.015074	0.75	0.020686	0.75	0.006417	0.225	0.006699	0.225	0.007073	0.225	0.008248	0.225	0.005938	0.225	
0.022448	1.05	0.01764	0.75	0.02175	0.625	0.026634	1.05	0.020473	0.9	0.025635	1.05	0.008455	0.3	0.008537	0.3	0.009707	0.3	0.011282	0.3	0.007846	0.3	
0.028794	1.4	0.020612	0.9	0.030582	0.75	0.033692	1.4	0.025603	1.05	0.028544	1.4	0.009238	0.4	0.011099	0.4	0.013962	0.4	0.01997	0.4	0.009591	0.4	
0.033884	1.6	0.025815	1.05	0.043247	0.9	0.037504	1.6	0.030676	1.225	0.030361	1.8	0.010209	0.5	0.013327	0.5	0.019807	0.5	0.02663	0.5	0.012154	0.5	
0.039458	1.8	0.03291	1.225	0.053375	1.05	0.041242	1.8	0.035134	1.4	0.037059	2.25	0.012393	0.625	0.015199	0.625	0.029429	0.625	0.035571	0.625	0.019895	0.625	
0.047914	2.025	0.039054	1.4	0.048167	1.225	0.044974	2.025	0.040698	1.6	0.042354	2.5	0.014845	0.75	0.021903	0.75	0.040313	0.75	0.044043	0.75	0.025778	0.75	
0.057806	2.25	0.044935	1.6	0.050129	1.4	0.048514	2.25	0.046537	1.8	0.050141	2.75	0.016271	0.9	0.029676	0.85	0.049703	0.85	0.050755	0.85	0.031581	0.9	
0.072123	2.5	0.051086	1.8	0.056448	1.533333	0.052012	2.5	0.05062	1.95	0.056754	2.933333	0.026141	1.05	0.03594	0.916667	0.054045	0.872222	0.05794	0.916667	0.034674	1.05	
0.092327	2.75	0.057926	1.95	0.060972	1.622222	0.056614	2.75	0.053327	2.05	0.061727	3.055556	0.039604	1.088889	0.061626	0.961111	0.066088	0.916667	0.070212	0.961111	0.046185	1.166667	
0.111701	2.811111	0.05893	1.983333	0.064799	1.681481	0.068828	2.933333	0.055167	2.116667	0.0652	3.137037	0.851581	1.166667	0.969595	1.05	1.12434	1.05	1.00943	1.05	0.050027	1.192593	
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---
---	---	0.841379	2.25	---	---	---	---	0.979058	2.25	1.38407	3.3	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	
DM12	IM12	DM13	IM13	DM14	IM14	DM15	IM15	DM16	IM16	DM17	IM17	DM18	IM18	DM19	IM19	DM20	IM20	DM21	IM21	DM22	IM22	
0.001578	0.05	0.001463	0.05	0.00141	0.05	0.001682	0.05	0.001419	0.05	0.001539	0.05	0.000767	0.025	0.000727	0.025	0.001492	0.05	0.001114	0.025	0.001334	0.05	
0.003157	0.1	0.004392	0.15	0.004227	0.15	0.003363	0.1	0.002838	0.1	0.004619	0.15	0.001533	0.05	0.001453	0.05	0.004478	0.15	0.002231	0.05	0.004001	0.15	
0.004736	0.15	0.008856	0.3	0.00634	0.225	0.005043	0.15	0.004256	0.15	0.003931	0.225	0.003065	0.1	0.002905	0.1	0.006675	0.225	0.004465	0.1	0.008027	0.3	
0.007106	0.225	0.01303	0.4	0.008418	0.3	0.007574	0.225	0.006339	0.225	0.009247	0.3	0.004598	0.15	0.004357	0.15	0.008839	0.3	0.006699	0.15	0.013321	0.5	
0.009716	0.3	0.017749	0.5	0.013718	0.4	0.010554	0.3	0.008161	0.3	0.013612	0.4	0.006896	0.225	0.006534	0.225	0.011927	0.4	0.010262	0.225	0.026349	0.625	
0.014137	0.4	0.02103	0.625	0.017634	0.5	0.015087	0.4	0.009891	0.4	0.013648	0.5	0.008694	0.3	0.008769	0.3	0.01555	0.5	0.012084	0.3	0.039187	0.75	
0.018703	0.5	0.019806	0.75	0.021593	0.625	0.017074	0.5	0.013556	0.5	0.014589	0.625	0.010336	0.4	0.011371	0.4	0.020316	0.625	0.013605	0.4	0.047638	0.9	
0.023308	0.625	0.02973	0.9	0.024303	0.75	0.016754	0.625	0.018116	0.625	0.017649	0.75	0.011628	0.5	0.013804	0.5	0.024571	0.75	0.017541	0.5	0.0496	1.05	
0.025919	0.75	0.040349	1.05	0.032631	0.9	0.020719	0.75	0.02451	0.75	0.024067	0.9	0.020097	0.625	0.015135	0.625	0.031012	0.9	0.021797	0.625	0.050865	1.225	
0.030508	0.9	0.052208	1.225	0.036436	1.05	0.028154	0.9	0.034555	0.9	0.030521	1.05	0.045084	0.75	0.016885	0.75	0.03289	1.05	0.025192	0.75	0.050387	1.4	
0.031409	1.05	0.063703	1.4	0.039941	1.225	0.036496	1.05	0.045114	1.05	0.036774	1.166667	0.058267	0.783333	0.023615	0.9	0.043418	1.225	0.027208	0.9	0.047891	1.6	
0.044748	1.225	0.07344	1.533333	0.046854	1.4	0.042101	1.166667	0.058451	1.225	0.049385	1.244444	0.880125	0.85	0.039377	1.05	0.051757	1.4	0.035292	1.05	0.051401	1.95	
0.063662	1.4	0.079941	1.622222	0.054246	1.533333	0.046588	1.244444	0.07936	1.4	0.049383	1.296296	---	---	0.052585	1.166667	0.054093	1.444444	0.044882	1.166667	0.054013	1.95	
1.044	1.444444	0.083971	1.681481	0.087476	1.562963	0.049355	1.296296	0.730134	1.444444	0.053693	1.330864	---	---	0.058417	1.244444	1.212486	1.474074	0.048529	1.192593	0.056099	2.05	
---	---	1.01915	1.720988	0.975427	1.622222	0.159419	1.330864	---	---	0.05879	1.353909	---	---	0.066582	1.296296	---	---	0.150331	1.244444	0.060007	2.166667	
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	0.930019	1.4	---	---	0.426573	1.4	---	---	---	---	---	---	
DM23	IM23	DM24	IM24	DM25	IM25	DM26	IM26	DM27	IM27	DM28	IM28	DM29	IM29	DM30	IM30	DM31	IM31	DM32	IM32	DM33	IM33	
0.001929	0.05	0.000783	0.025	0.001629	0.05	0.000774	0.025	0.000658	0.025	0.000719	0.025	0.001485	0.05	0.001507	0.05	0.001537	0.05	0.000911	0.025	0.00136	0.05	
0.005789	0.15	0.001567	0.05	0.001546	0.05	0.001316	0.05	0.001316	0.05	0.001439	0.05	0.004453	0.15	0.004518	0.15	0.004614	0.15	0.001823	0.05	0.004079	0.15	
0.008784	0.225	0.003136	0.1	0.01009	0.3	0.003091	0.1	0.00263	0.1	0.002879	0.15	0.006509	0.225	0.008275	0.3	0.008914	0.3	0.003647	0.1	0.006135	0.225	
0.011887	0.3	0.004704	0.15	0.014817	0.4	0.004636	0.15	0.003944	0.15	0.004319	0.15	0.008305	0.3	0.010273	0.4	0.016434	0.5	0.005471	0.15	0.008798	0.3	
0.014384	0.4	0.007057	0.225	0.019177	0.5	0.006943	0.225	0.005916	0.225	0.006479	0.225	0.010173	0.4	0.011633	0.5	0.027346	0.75	0.008025	0.225	0.011221	0.4	
0.020466	0.5	0.009516	0.3	0.023944	0.625	0.009289	0.3	0.007836	0.3	0.009114	0.3	0.014486	0.5	0.014191	0.625	0.038775	1.05	0.01362	0.3	0.011917	0.5	
0.024264	0.625	0.013939	0.4	0.02827	0.75	0.013505	0.4	0.012708	0.4	0.0142	0.4	0.016506	0.625	0.016458	0.75	0.04849	1.4	0.013534	0.4	0.015715	0.625	
0.028066	0.75	0.019984	0.5	0.033133	0.9	0.018595	0.5	0.020269	0.5	0.025222	0.5	0.023875	0.75	0.020679	0.9	0.054209	1.6	0.016227	0.5	0.019372	0.75	
0.033301	0.9	0.028115	0.625	0.036886	1.05	0.026843	0.625	0.032441	0.625	0.027605	0.902599	0.028848	0.9	0.021616	1.05	0.06049	1.4	0.017684	0.625	0.022512	0.9	
0.037562	1.05	0.034641	0.75	0.039962	1.225	0.03484	0.75	0.040764	0.75	0.032703	0.527778	0.038024	1.05	0.028132	1.225	0.066756	2.025	0.030692	0.75	0.028123	1.05	
0.043643	1.225	0.05218	0.9	0.042466	1.4	0.04581	0.9	0.037908	0.9	0.050256	0.583333	0.046001	1.166667	0.037427	1.4	0.071237	2.25	0.034	0.85	0.033109	1.225	
0.052049	1.4	0.042967	1.05	0.044606	1.533333	0.060834	1.05	0.045695	1.05	0.040107	0.75	0.051283	1.244444	0.041819	1.533333	0.075461	2.416667	0.035482	0.916667	0.037203	1.4	
0.054633	1.444444	0.297371	1.166667	0.048401	1.622222	0.066317	1.088889	0.060087	1.166667	---	---	0.055605	1.296296	0.046588	1.622222	0.0779	2.527778	2.25047	0.961111	0.040857	1.533333	
0.056302	1.474074	---	---	0.051923	1.681481	0.069989	1.114815	0.351222	1.192593	---	---	0.058638	1.330864	0.051179	1.681481	0.081225	2.601852	---	---	0.047007	1.622222	
0.376491	1.533333	---	---	0.055454	1.720988	0.41165	1.166667	---	---	---	---	2.73855	1.353909	0.106814	1.720988	0.221045	2.651235	---	---	0.917698	1.681481	
---	---	---	---	0.303358	1.8	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	0.270128	1.8
DM34	IM34	DM35	IM35	DM36	IM36																	

روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی دو روش پیش‌بینی با دقت بالا در تخمین پاسخ‌های فروریزش سازه می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. به گونه‌ای که برای شبیه‌سازی‌های دیگر برای عدم قطعیت‌ها نیاز به انجام تحلیل‌های دینامیکی تاریخچه زمانی که بسیار زمان‌بر است نبوده و با استفاده از این دو روش، پاسخ‌های سازه را در کمترین زمان ممکن پیش‌بینی کرد.

پیوست ۱

جدول پیوست ۱. ضرایب منحنی IDA (DM,IM) برای ۴۴ شتابنگاشت

معرفی شده با استفاده از الگوریتم هانت-فیل

مراجع

- [1] A. Der Kiureghian, O. Ditlevsen, Aleatory or epistemic? Does it matter?, *Structural Safety*, 31(2) (2009) 105-112.
- [2] C.A. Cornell, F. Jalayer, R.O. Hamburger, D.A. Foutch, Probabilistic basis for 2000 SAC federal emergency management agency steel moment frame guidelines, *Journal of structural engineering*, 128(4) (2002) 526-533.
- [3] F. Zareian, H. Krawinkler, Assessment of probability of collapse and design for collapse safety, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 36(13) (2007) 1901-1914.
- [4] G.G. Deierlein, A.M. Reinhorn, M.R. Willford, Nonlinear structural analysis for seismic design,” NEHRP seismic design technical brief 4, 1-36, 2010.
- [5] B. Ugurhan, J. Baker, G. Deierlein, Uncertainty estimation in seismic collapse assessment of modern reinforced concrete moment frame buildings. *Proceedings of the 10th National Conference in Earthquake Engineering*, Anchorage, Alaska, 2014.
- [6] D. Vamvatsikos, C.A. Cornell, Incremental dynamic analysis, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 31(3) (2002) 491-514.
- [7] Federal Emergency Management Agency, FEMA 350: Recommended Seismic Design Criteria for New Steel Moment-Frame Buildings, SAC joint Venture, Washington, DC, 2000.
- [8] L.F. Ibarra, H. Krawinkler, Global collapse of frame structures under seismic excitations, *Pacific Earthquake Engineering Research Center Berkeley, CA*, 2005.
- [9] C.B. Haselton, G.G. Deierlein, Assessing seismic collapse

شده است. با تولید ۲۸۱ شبیه‌سازی برای عدم قطعیت‌ها با در نظر داشتن همبستگی بین آن‌ها، آنالیزهای دینامیکی افزایشی با ۴۴ شتابنگاشت معرفی شده، انجام شده است. برای ۲۸۱ شبیه‌سازی برای عدم قطعیت‌ها، با توجه به ۴۴ شتابنگاشت انتخابی و ۱۵ گام افزایشی برای هر شتابنگاشت با استفاده از الگوریتم هانت-فیل کلا ۱۸۵۴۶۰ آنالیز دینامیکی غیرخطی تاریخچه زمانی انجام گردید و پاسخ‌های فروریزش برای هر شبیه‌سازی شامل میانگین ظرفیت فروریزش، میانگین دریافت فروریزش و میانگین بسامد سالیانه فروریزش به دست آمد سپس با استفاده از روش سطح پاسخ و شبکه عصبی پاسخ‌های فروریزش پیش‌بینی شدند. نتایج نشان می‌دهند که:

۱- سهم عدم قطعیت‌های موجود در تیرها حدود ۸۰٪ و سهم عدم قطعیت‌های موجود در ستون کمتر از ۱۰٪ پاسخ فروریزش سازه می‌باشد.

۲- مقادیر ضریب همبستگی بین داده‌های هدف ناشی از تحلیل‌های دینامیکی افزایشی و داده‌های خروجی ناشی از پیش‌بینی به روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای پاسخ‌های فروریزش بالای ۰/۹۸ به دست آمد.

۳- در حالی که همه عدم قطعیت‌ها در مقدار میانگین خود قرار دارند مقدار خطای ایجاد شده برای پیش‌بینی میانگین ظرفیت فروریزش در روش سطح پاسخ ۰/۷۳٪ و شبکه عصبی ۱/۳۲٪ برای میانگین دریافت فروریزش خطای ایجاد شده به روش سطح پاسخ ۰/۵۶٪ شبکه عصبی ۳/۹٪ برای میانگین بسامد سالیانه فروریزش خطای ایجاد شده به روش سطح پاسخ ۹/۱۴٪ و شبکه عصبی ۵/۷٪ است.

۴- حداکثر خطای ایجاد شده در سطوح آماری ۱۶٪، ۵۰٪ و ۸۴٪ برای μ_{sa} و μ_{Drift} نسبت به روش تحلیل دینامیکی افزایشی در روش‌های سطح پاسخ و شبکه عصبی کمتر از ۵٪ می‌باشد و حداکثر خطای ایجاد شده برای MAF در روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی کمتر از ۱۰٪ می‌باشد.

۵- با توجه به موارد مذکور از جمله ضریب همبستگی بالای ۰/۹۸ بین پاسخ‌های فروریزش حاصل از تحلیل دینامیکی و روش‌های سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی و خطای کمتر از ۱۰٪ در پیش‌بینی پاسخ‌های فروریزش سازه می‌توان نتیجه گرفت که

- Part O: Journal of Risk and Reliability, 228(3) (2014) 301-312.
- [19] F.K.G. Jough, S. Şensoy, Prediction of seismic collapse risk of steel moment frame mid-rise structures by meta-heuristic algorithms, *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 15(4) (2016) 743-757.
- [20] F. Karimi Ghaleh Jough, S. Beheshti Aval, Uncertainty analysis through development of seismic fragility curve for an SMRF structure using an adaptive neuro-fuzzy inference system based on fuzzy C-means algorithm, *Scientia Iranica*, 25(6) (2018) 2938-2953.
- [21] F. Karimi Ghaleh Jough, S. Şensoy, Steel Moment-Resisting Frame Reliability via the Interval Analysis by FCM-PSO Approach considering Various Uncertainties, *Journal of Earthquake Engineering*, 24(1) (2020) 109-128.
- [22] M. Gupta, L. Jin, N. Homma, Static and dynamic neural networks: from fundamentals to advanced theory, John Wiley & Sons, 2004.
- [23] R.H. Myers, D.C. Montgomery, C.M. Anderson-Cook, Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments, John Wiley & Sons, 2016.
- [24] P. Tothong, C.A. Cornell, Probabilistic seismic demand analysis using advanced ground motion intensity measures, attenuation relationships, and near-fault effects, Pacific Earthquake Engineering Research Center, 2007.
- [25] J. Baker, C. Cornell, Vector-valued ground motion intensity measures for probabilistic seismic demand analysis, PEER Report 2006/08, Pacific Earthquake Engineering Research Center-College of Engineering, 2006.
- [26] Federal Emergency Management Agency, FEMA P-695: Quantification of Buildings Seismic Performance Factors, Federal Emergency Management Agency, Washington, DC, 2009.
- [27] J. Douglas, Ground motion prediction equations 1964–2018, Department of Civil and Environmental Engineering University of Strathclyde, 2018.
- [28] Baker Research Group, Earthquake ground motion characterization using the Conditional Spectrum, <https://> safety of modern reinforced concrete moment-frame buildings, Report No. PEER 2007/08, Pacific Earthquake Engineering Research Center, College of Engineering, University of California, Berkeley, 2008.
- [10] C.B. Haselton, A.B. Liel, S.T. Langes, G.G. Deirlein, Beam-column element model calibrated for predicting flexural response leading to global collapse of RC frame buildings, Report No. PEER 2007/03, Pacific Earthquake Engineering Research Center, College of Engineering, University of California, Berkeley, 2008.
- [11] L.F. Ibarra, R.A. Medina, H. Krawinkler, Hysteretic models that incorporate strength and stiffness deterioration, *Earthquake engineering & structural dynamics*, 34(12) (2005) 1489-1511.
- [12] D. Lignos, Sidesway collapse of deteriorating structural systems under seismic excitations, Stanford university, 2008.
- [13] D.G. Lignos, H. Krawinkler, Deterioration modeling of steel components in support of collapse prediction of steel moment frames under earthquake loading, *Journal of Structural Engineering*, 137(11) (2010) 1291-1302.
- [14] N.D. Lagaros, M. Fragiadakis, Fragility assessment of steel frames using neural networks, *Earthquake Spectra*, 23(4) (2007) 735-752.
- [15] M. Papadrakakis, V. Papadopoulos, N.D. Lagaros, J. Oliver, A.E. Huespe, P. Sánchez, Vulnerability analysis of large concrete dams using the continuum strong discontinuity approach and neural networks, *Structural Safety*, 30(3) (2008) 217-235.
- [16] J. Park, P. Towashiraporn, Rapid seismic damage assessment of railway bridges using the response-surface statistical model, *Structural Safety*, 47 (2014) 1-12.
- [17] E. Khojastehfar, S.B.B. Aval, K. Nasrollahzadeh, M.R. Zolfaghari, Considering effects of modeling uncertainties on collapse fragility curve by artificial neural networks, *Journal of Solid and Fluid Mechanics*, 4(2) (2014) 25-34.
- [18] E. Khojastehfar, S.B. Beheshti-Aval, M.R. Zolfaghari, K. Nasrollahzadeh, Collapse fragility curve development using Monte Carlo simulation and artificial neural network, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*,

- Epsilon as an indicator of ground motion spectral shape, Sharif Civil Engineering Journal, 29(4) (2014) 109-116. (In Persian)
- [32] T.B. Panagiotakos, M.N. Fardis, Deformations of reinforced concrete members at yielding and ultimate, Structural Journal, 98(2) (2001) 135-148.
- [33] Y.-K. Tung, B.C. Yen, Hydrosystems engineering uncertainty analysis, McGraw-Hill New York, 2005.
- web.stanford.edu/~bakerjw/research/conditional_spectrum.html.
- [29] J.W. Baker, Conditional mean spectrum: Tool for ground-motion selection, Journal of Structural Engineering, 137(3) (2011) 322-331.[30] F. Behnamfar, M. Nooraei, M. Talebi, A 3-stage Method for Selection of Ground Motion for Dynamic Time History Analysis, Amirkabir Journal of Civil Engineering, 49(1) (2017) 127-138. (In Persian)
- [31] M. Ghafory-Ashtiany, M. Mousavi, A. Azarbakht,

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

M. A. Bayari, N. Shabakhty, E. Izadi Zaman Abadi, *Estimating Structural Collapse Responses Considering Modeling Uncertainties using Artificial Neural Networks and Response Surface Method*. Amirkabir J. Civil Eng., 53(6) (2021) 2249 -2276

DOI: [10.22060/ceej.2020.17312.6539](https://doi.org/10.22060/ceej.2020.17312.6539)



