Archive of SID.ir

Journal of Structural and Construction Engineering, 10(3), 2023, pp. 219-241

Journal of Structural and Construction Engineering

www.jsce.ir

Predicting the Seismic Response of Structures with Nonlinear Behavior Using the Combined Fuzzy Inference Model and Multi-verse Optimization Algorithm

Ebrahim Asad[1], Reza Goli Ejlali[2]*, Seyyed Arash Mousavi Ghasemi[2], Siamak Talatahari[3]

1- Ph.D. Student, Department of Civil Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran
2- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran
3- Associate professor, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

ABSTRACT

One of the effective parameters in performance-based design methods is the determination of lateral displacement demand. Due to the existence of uncertainties in the parameters of analytical models such as mechanical properties of structures and model simplifications, accurate calculation of structural responses is associated with complexities. The use of training-based prediction methods can be a good alternative to accurate analysis in assessing the seismic behavior of a building structure. In this paper, an efficient training approach for modeling and predicting the response of building structures with nonlinear behavior is studied. To perform the training process, an adaptive scheme of fuzzy inference system with the TSK model combined with Multi-Verse optimization algorithm is used to model the seismic behavior of structures. The proposed training model is implemented by optimizing the parameters of the TSK model using the optimization algorithm based on comparing the previous time steps responses. To implement the adaptive design and increase the accuracy of the prediction, three training cases based on the responses of 2, 5, and 10 previous time steps were used. To train this system, the data collected from the results of nonlinear time history analysis under 100 seismic events with different characteristics have been used. Also, 10 events were used to test the inference system. The performance of the proposed design was evaluated on a shear frame structural model with nonlinear hysteresis behavior. The results show that the inference system of the TSK model by combining the optimization method is an efficient computational method for predicting the response of nonlinear structures. The average MSE for the test group ground motions, using three training modes with 2, 5, and 10 previous time steps, 2.817e-03, 1.228e-03, and 2.953e-04, respectively. By increasing the number of time steps from 2 to 10, the prediction error decreases by 89.52%.

ARTICLE INFO

Receive Date: 12 February 2022
Revise Date: 28 July 2022
Accept Date: 22 August 2022

Keywords:
Inference system
TSK model
Multi-verse optimization algorithm
Seismic response prediction
Nonlinear behavior

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: https://doi.org/10.22065/jsce.2022.329350.2726

*Corresponding author: Reza Goli Ejlali.
Email address: reza_ejlali@iaut.ac.ir

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

نشریه مهندسی سازه و ساخت
(علمی - پژوهشی)
www.jsce.ir
Journal of Structural and Construction Engineering
JSCE
نشریه علمی-پژوهشی مهندسی سازه و ساخت

پیش‌بینی پاسخ لرزه‌ای سازه‌های ساختمانی با رفتار غیرخطی با استفاده از مدل ترکیبی استنتاج فازی- الگوریتم بهینه‌سازی چند جهانی

ابراهیم اسدی[۱]، رضاقلی اجلالی[۲*]، سید آرش موسوی قاسمی[۲]، سیامک طلعت اهری[۳]

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

۲- استادیار، گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

۳- دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

چکیده

یکی از پارامترهای موثر در روش‌های طراحی مبتنی بر عملکرد تعیین تقاضای جابجایی جانبی می‌باشد. به دلیل وجود منابع بسیاری از عدم‌قطعیت‌ها در مدل‌های تحلیلی و ساده‌سازی‌های انجام شده برای مدل‌سازی و تحلیل، در بسیاری از موارد محاسبه دقیق پاسخ‌های تغییرشکل سازه امکان‌پذیر نبوده یا با پیچیدگی‌های بسیاری همراه است. استفاده از روش‌های پیش‌بینی مبتنی بر آموزش می‌توانند جایگزین مناسبی برای تحلیل‌های دقیق‌تر در ارزیابی رفتار لرزه‌ای یک سازه ساختمانی باشند. در این مقاله یک رویکرد آموزش کارآمد برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پاسخ سازه‌های ساختمانی با رفتار غیرخطی مورد مطالعه قرار گرفته است. برای انجام فرآیند آموزش از یک طرح تطبیقی سیستم استنتاجی فازی با مدل TSK ترکیب شده با الگوریتم بهینه‌سازی چندجهانی (MVO) جهت مدل‌سازی رفتار لرزه‌ای سازه‌ها مبتنی بر داده‌ها استفاده شده است. مدل آموزشی پیشنهادی، با طرح تطبیقی گام‌های زمانی پیشین و بهینه‌یابی پارامترهای مدل TSK با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی پیاده‌سازی شده است. برای پیاده‌سازی طرح تطبیقی و افزایش دقت پیش‌بینی، از سه حالت آموزش براساس پاسخ‌های ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین استفاده شد. برای آموزش این سیستم از داده‌های جمع‌آوری شده از نتایج تحلیل تاریخچه زمانی غیرخطی تحت ۱۰۰ شتاب‌نگاشت با ویژگی‌های مختلف استفاده شده است. همچنین برای آزمایش سیستم استنتاجی تعداد ۱۰ شتاب‌نگاشت مورد استفاده قرار گرفتند. عملکرد طرح پیشنهادی بر روی یک مدل سازه‌ای قاب برشی با رفتار غیرخطی هیسترزیس مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد که سیستم استنتاجی مدل TSK با ترکیب روش بهینه‌سازی یک روش محاسباتی کارآمد برای پیش‌بینی پاسخ سازه‌های غیرخطی می‌باشد. به ازای داده‌های بدست آمده از ۱۰ زمین‌لرزه‌ی گروه آزمایش، استفاده از سه حالت آموزش با ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین به ترتیب با میانگین خطای مجذور مربعات (MSE) ۱/۲۲۸e-۳، ۲/۸۱۷e-۳ و ۲/۹۵۳e-۴ قادر به پیش‌بینی تاریخچه زمانی پاسخ دریفت سازه ساختمانی می باشد. با افزایش تعداد گام‌های زمانی از ۲ به ۱۰ خطای پیش‌بینی ۸۹/۵۲ درصد کاهش می‌یابد.

کلمات کلیدی: سیستم استنتاجی، مدل TSK، الگوریتم بهینه‌سازی چندجهانی، پیش‌بینی پاسخ لرزه‌ای، رفتار غیرخطی.

سابقه مقاله:					شناسه دیجیتال:	
دریافت	بازنگری	پذیرش	انتشار آنلاین	چاپ	https://doi.org/10.22065/jsce.2022.329350.2726	doi:
۱۴۰۰/۱۱/۲۳	۱۴۰۱/۰۵/۰۶	۱۴۰۱/۰۵/۳۱	۱۴۰۱/۰۵/۳۱	۱۴۰۲/۰۳/۳۱	10.22065/jsce.2022.329350.2726	

*نویسنده مسئول: رضاقلی اجلالی

پست الکترونیکی: reza_ejlali@iaut.ac.ir

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۱- مقدمه

در حالت کلی آسیب‌های سازه‌ای و غیرسازه‌ای رخ داده در طی یک زلزله، ناشی از جابجایی‌های جانبی می‌باشند. بنابراین، تعیین تقاضای جابجایی جانبی در روش‌های طراحی مبتنی بر عملکرد مخصوصا برای مواقعی که کنترل آسیب از اهداف اصلی باشد، از اهمیت زیادی برخوردار است. اکثر سازه‌های ساختمانی تحت تحریکات لرزه‌ای شدید، تغییرشکل‌های غیرالاستیک را تجربه می‌کنند. بنابراین، رفتار غیرخطی سازه‌ها به منظور برآورد دقیق تقاضای تغییرشکل باید مورد توجه قرار گیرند. یکی از بهترین گزینه‌ها برای محاسبه تقاضاهای تغییرشکل در سازه‌ها، روش تحلیل تاریخچه زمانی غیرخطی می‌باشد. با این حال، به دلیل بسیاری از عدم‌قطعیت‌های مرتبط با پارامترهای مدل‌های تحلیلی مانند مشخصات مکانیکی و دینامیکی سازه و ساده‌سازی‌های انجام شده برای مدل‌سازی و تحلیل، در بسیاری از موارد، محاسبه دقیق پاسخ‌های تغییرشکل سازه امکان‌پذیر نبوده یا با پیچیدگی‌های بسیاری همراه است [۱]. بنابراین، می‌توان روش‌های جایگزین دیگری را به عنوان یک ابزار تحلیل ساده‌تر، برای ارزیابی عملکرد لرزه‌ای سازه‌ها استفاده نمود.

برآورد تقاضای تغییرشکل لرزه‌ای برای سازه‌های چند درجه آزادی (MDOF[۱]) در بسیاری از مطالعات مورد توجه قرار گرفته است. این مطالعات از رویکردهای مختلفی استفاده می‌کنند، ولی اغلب از یک سیستم معادل تک درجه آزادی (SDOF[۲]) به عنوان مدل کاهش یافته برای برآورد تقاضاهای جابجایی غیرالاستیک استفاده می‌کنند. این روش‌ها برای ارائه تخمین‌های تقریبی از حداکثر تغییرشکل‌های جانبی در نظر گرفته شده‌اند و به اندازه کافی دقیق نیستند. بنابراین نمی‌توانند جایگزین مناسبی برای تحلیل‌های دقیق‌تر در ارزیابی رفتار لرزه‌ای یک سازه ساختمانی باشند. در این زمینه مطالعات مختلفی در منابع در دسترس می‌باشد [۲-۵].

استفاده از هوش مصنوعی (AI[۳]) با رویکردهای آموزشی در طیف وسیعی از حل مسائل مهندسی گسترده شده است. در سال‌های اخیر، روش‌های مختلف مدل‌سازی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN[۴]) و سیستم‌های منطق فازی (FL[۵]) معرفی شدند. این روش‌ها در حوزه‌های مختلفی از مسائل مهندسی مانند کنترل سازه‌ها [۶]، پیش‌بینی مشخصات مکانیکی بتن [۷-۹]، تخمین مقاومت در اجزای سازه‌ای [۱۰] و پیش‌بینی رفتار لرزه‌ای در سازه‌ها [۱۱-۱۳] مورد استفاده قرار گرفته‌اند. فرآیند اصلی در توسعه مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های منطق فازی، آموزش سیستم بر مبنای مجموعه‌ای از داده‌ها می‌باشد. اگر مجموعه داده‌ها حاوی اطلاعات کافی از رفتار سیستم باشد، سیستم‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی آموزش دیده نیز واجد شرایط تبدیل به یک مدل از سیستم خواهند بود. چنین سیستم‌های آموزش‌دیده‌ای علاوه بر توانایی بازتولید نتایج تجربی، از قابلیت تخمین نتایج دیگر آزمایش‌ها برخوردار خواهند بود.

منطق فازی روشی طبیعی برای برخورد با مسائلی با منبع عدم دقت در معیارهای تعریف شده می‌باشد. نظریه مجموعه‌های فازی یک محاسبات سیستماتیک زبانی را برای پرداختن به چنین اطلاعاتی فراهم می‌کند. رویکرد فازی محاسبات عددی را با استفاده از عبارت‌های زبانی براساس توابع عضویت انجام می‌دهد. ایده اصلی در منطق فازی این است که به جای تعلق کامل به یک مجموعه واحد، تعلقات نسبی به زیرمجموعه‌های مختلف از یک مجموعه جهانی مجاز باشد. تعلق نسبی به مجموعه را می‌توان به صورت عددی با یک تابع عضویت توصیف کرد که مقادیر بین ۰ و ۱ را فرض می‌کند [۱۴]. سیستم استنتاج فازی (FIS[۶]) اساسا دارای چهار جزء فازی‌سازی، پایگاه قوانین فازی، موتور خروجی فازی و فازی‌سازی است. علاوه بر این، داده‌های ورودی و خروجی را می‌توان اضافه کرد. فازی‌سازی، هر قطعه از داده‌های ورودی را با جستجو در یک یا چند تابع عضویت به درجاتی از عضویت تبدیل می‌کند. یک پایگاه قوانین فازی شامل قوانینی است که بیانگر تمام روابط فازی ممکن بین ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشد. این قوانین در قالب "اگر-آنگاه" بیان می‌شوند. یک موتور استنتاج

[1] Multi-Degree of Freedom
[2] Single- Degree of Freedom
[3] Artificial Inteligence
[4] Artificial Neural Network
[5] Fuzzy Logic
[6] Fuzzy Infrence System

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

فازی تمام قوانین فازی را در پایه قوانین فازی در نظر می‌گیرد و یاد می‌گیرد که چگونه مجموعه‌ای از ورودی‌ها را به خروجی‌های مربوطه تبدیل کند. فازی‌سازی خروجی‌های فازی حاصل از موتور استنتاج فازی را به عدد تبدیل می‌کند [۱۵].

یک سیستم استنتاج فازی که از «قوانین «اگر-آنگاه» فازی استفاده می‌کند، می‌تواند جنبه‌های کیفی دانش انسانی و فرآیندهای استدلالی را بدون استفاده از تحلیل‌های کمی مدل‌سازی کند. بنابراین سیستم‌های استنتاج فازی با کمک قوانین فازی زبانی ابزار قدرتمندی برای شبیه‌سازی رفتارهای غیرخطی هستند. روش‌های استنتاج فازی به دو گروه قوانین فازی ممدانی [۱۶] و سوگنو [۱۷] تقسیم‌بندی می‌شود. در روش استنتاج فازی سوگنو، نتایج قوانین فازی با تابع خروجی‌های قطعی مشخص می‌شوند. این روش مدل‌سازی فازی، توسط Takagi، Sugeno و Kang به طور سیستماتیک مورد بررسی قرار گرفت [۱۷]. این روش کاربردهای عملی متعددی در زمینه کنترل، پیش‌بینی و استنتاج فازی پیدا کرده است [۱۸-۲۰]. سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFIS[۷]) یک تکنیک هوشمند ترکیبی از دو سیستم استنتاج فازی (FIS) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) است. تا مزایای این دو روش را در قالب یک راه‌حل واحد برای حل مسائل مهندسی به کار گیرد. در زمینه مهندسی عمران، این تکنیک در زمینه‌های مختلفی [۲۱-۲۴] مورد استفاده قرار گرفته است. این مطالعات نشان دادند که مدل ANFIS ظرفیت بالایی را در پیش‌بینی عملکرد سیستم مورد بررسی ارائه می‌کند.

در این مقاله، پیش‌بینی پاسخ لرزه‌ای سازه‌های ساختمانی با رفتار غیرخطی با استفاده از ترکیب سیستم استنتاجی مدل TSK و روش بهینه‌سازی فراکاوشی مورد مطالعه قرار خواهد گرفت. با توجه به مطالعات انجام شده در زمینه پیش‌بینی پاسخ‌های لرزه‌ای سازه [۲۵ و ۲۶] در این مقاله یک رویکرد جدید مبتنی بر ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی فراکاوشی برای آموزش سیستم استنتاجی فازی و تعیین پارامترهای مدل TSK پیاده‌سازی می‌شود. آموزش این سیستم براساس یک فرآیند تطبیقی از پاسخ‌های سازه در گام‌های پیشین و شتاب زمین انجام می‌شود. سپس کاربرد این رویکرد برای پیش‌بینی پاسخ‌های لرزه‌ای در یک سازه ساختمانی با رفتار غیرخطی تحت زمین‌لرزه‌های مختلف مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

۲- سیستم استنتاج فازی TSK[۸]

بسته به انواع استدلال فازی و قواعد اگر-آنگاه فازی استفاده شده، اکثر سیستم‌های استنتاج فازی را می‌توان به سه نوع تفکیک کرد.

نوع ۱: خروجی کلی سیستم میانگین وزنی خروجی قطعی هر قاعده است که توسط قدرت قاعده و توابع عضویت خروجی القا می‌شود. توابع عضویت خروجی مورد استفاده در این طرح باید توابع یکنواخت باشند.

نوع ۲: خروجی فازی کلی با اعمال عملیات "حداکثر" برای خروجی‌های فازی واجد شرایط (که هر کدام برابر با حداقل قدرت و تابع عضویت خروجی هر قاعده است) به دست می‌آید. طرح‌های مختلفی برای انتخاب خروجی نهایی قطعی براساس خروجی فازی کلی پیشنهاد شده است. برخی از آنها مرکز سطح، نیمساز مساحت، میانگین حداکثر، معیار حداکثر و غیره هستند.

نوع ۳: در این گروه از قوانین اگر-آنگاه تاکاگی و سوگنو استفاده می‌شود. خروجی هر قاعده ترکیبی خطی از متغیرهای ورودی به اضافه یک جمله ثابت است و خروجی نهایی میانگین وزنی خروجی هر قاعده است.

سیستم استنتاج فازی TSK در سال ۱۹۸۵ با تلاش تاکاگی، سوگنو و کانگ به منظور تولید قوانین فازی از یک مجموعه داده ورودی- خروجی برای مدل‌سازی یک سیستمی معرفی شد [۱۷]. این روش، در سیستم‌های استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) بکار گرفته می‌شود. روش TSK، در دو قسمت اول از فرآیند استنتاج فازی، که شامل فازی‌سازی ورودی‌ها و اعمال عملگرهای فازی می‌باشد، مشابه با روش ممدانی هست. سیستم استنتاج فازی به روش Mamdani در قالب (اگر-آنگاه) به صورت رابطه (۱) بیان می‌شود [۱۶]:

[7] Adoptive Neuro Fuzzy System
[8] Tagaki-Sugeno-Kang

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

$$if\ (x_1\ is\ A_1) and\ (x_j\ is\ A_j)\ and\ \dots and\ (x_n\ is\ A_n)\ then\ (y\ is\ B) \quad (۱)$$

در این حالت اگر سیستم n ورودی داشته باشد و برای هر ورودی از m تابع عضویت استفاده شود، آنگاه برای سیستم استنتاج فازی و در بخش پایگاه قوانین به تعداد m^n قاعده نیاز می‌باشد. با توجه به این که این قوانین برپایه دانش بشری استوار هستند، به منظور دستیابی به خروجی بهینه نیاز به طراحی بهینه سیستم فازی می‌باشد که امری پیچیده می‌باشد. در همین راستا استفاده از سیستم استنتاج TSK مشکل پایگاه قوانین در سیستم استنتاج فازی را مرتفع می‌سازد.

در یک سیستم استنتاج TSK، قسمت مقدم قواعد فازی و قسمت نتیجه غیرفازی و ترکیبی از متغیرهای ورودی است. یک سیستم فازی بر پایه مدل TSK به صورت رابطه (۲) بیان می‌شود [۱۷]:

$$if\ (x_1\ is\ A_1^r) and\ (x_j\ is\ A_j^r)\ and\ \dots and\ (x_n\ is\ A_n^r)\ then\ (y^r = a_0^r + a_1^r x_1 + \cdots + a_n^r x_n) \quad (۲)$$

در این رابطه x_j ورودی‌های سیستم و y^r خروجی سیستم به‌ازای هر قاعده می‌باشد که r نشان‌گر قاعده (r=1,2,…,m) می‌باشد. بنابراین در مدل TSK به تعداد m، قاعده فازی وجود خواهد داشت که به ازای هر قاعده میزان تطبیق قواعد با ورودی‌ها وجود خواهد داشت.

به منظور طراحی یک سیستم فازی TSK، مقادیر بهینه پارامترهای قواعد فازی براساس مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی موجود از فرآیند مربوطه تعیین می‌شوند به گونه‌ای که سیستم TSK خود را با داده‌های آموزشی تطبیق می‌دهد. داده‌های به کار رفته شامل ۳ گروه داده‌های آموزشی (Training Data)، داده‌های اعتبارسنجی (Checking Data) و داده‌های تست (Test Data) می‌باشد. تعیین ضرایب در خروجی قواعد از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. روش‌های متعددی مانند روش‌های تکاملی و شبکه‌های عصبی برای تعیین این ضرایب ارائه شده است.

۳- روش‌های عصبی- فازی تطبیقی

سیستم استنتاجی عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) ترکیبی از توانایی‌های تطبیقی مفهوم منطق فازی و قابلیت‌های کیفی شبکه‌های عصبی مصنوعی است. مدل ANFIS از یک چارچوب سیستم استنتاجی فازی برای رگرسیون و مدل‌سازی یک مسئله غیرخطی استفاده می‌کند. این چارچوب حاوی قوانین از پیش تعریف شده فازی اگر-آنگاه است. این قوانین براساس توابع خاصی که توابع عضویت نامیده می‌شوند، تعریف می‌شوند. انواع مختلفی از سیستم استنتاج فازی مانند نوع ممدانی و تاکاگی-سوگنو-کانگ (TSK) وجود دارد. با این حال، مدل‌سازی با سیستم استنتاج فازی نوع TSK معمولا رفتار نرم‌تری را برای سیستم استنتاجی عصبی-فازی تطبیقی ارائه می‌کند و نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهد.

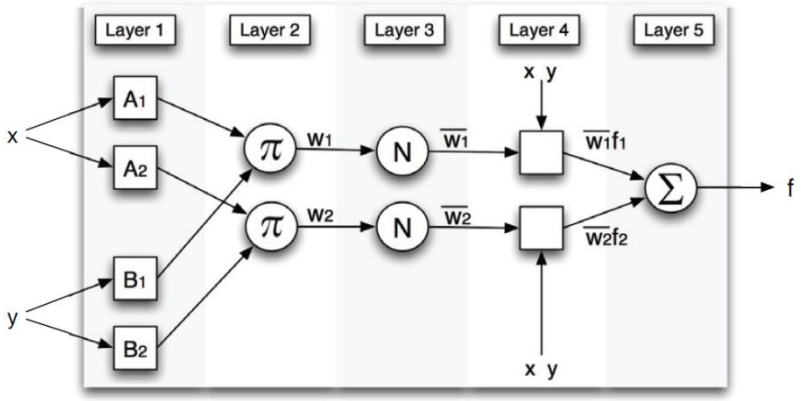
شبکه‌های تطبیقی به منظور دستیابی به ورودی-خروجی مورد نظر با به‌روزرسانی مجموعه پارامترها براساس داده‌های آموزشی و روش‌های به‌روزرسانی کار می‌کنند. سیستم‌های استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) از ویژگی به‌روزرسانی برای یادگیری و تطبیق پارامترهای یک سیستم استنتاج فازی TSK استفاده می‌کند. به عنوان مثال، شکل ۱ یک شبکه تطبیقی را نشان می‌دهد که یک سیستم استنتاج فازی مرتبه اول TSK متشکل از دو قانون را مدل می‌کند [۲۷]:

$$\begin{aligned} &1)\ If\ x\ is\ A_1\ and\ y\ is\ B_1\ Then\ f_1 = p_1.x + q_1.y + r_1 \\ &2)\ If\ x\ is\ A_2\ and\ y\ is\ B_2\ Then\ f_2 = p_2.x + q_2.y + r_2 \end{aligned} \quad (۳)$$

برای انعکاس قابلیت‌های انطباقی ANFIS، در شکل۱، گره‌های مربعی گره‌های تطبیقی را نشان می‌دهند، در حالی که گره‌های دایره‌ای گره‌های ثابت را نشان می‌دهند.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل۱: ساختار سیستم استنتاج عصبی-فازی [۱۹]

هر لایه ANFIS یک وظیفه استنتاج فازی خاص را پیاده‌سازی می‌کند.

لایه ۱) هر گره i در این لایه، تابع گره را پیاده‌سازی می‌کند:

$$O_i^1 = \mu A_i(x) \qquad (۴)$$

که در آن x ورودی گره i است، و A_i یک برچسب زبانی است. از نقطه نظر استنتاج فازی، O_i^1 تابع عضویت مربوط به مجموعه فازی A_i است، و میزان تعلق ورودی x را مشخص می‌کند. به طور معمول، A_i یک تابع زنگوله‌ای شکل است که با مجموعه‌ای از سه پارامتر $\{a, b, c\}$ مربوط به مجموعه پارامترهای گره i مشخص می‌شود.

لایه ۲) گره‌های برچسب‌گذاری شده با Π، سیگنال‌های ورودی خود را ضرب می‌کنند:

$$w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y) \quad \text{with} \quad i = 1,2. \qquad (۵)$$

که در آن w_i نشان دهنده قدرت یک قاعده فازی است.

لایه ۳) گره در این لایه قدرت قاعده i-ام را نسبت به مجموع قدرت تمام قواعد محاسبه می‌کند:

$$\overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad \text{with} \quad i = 1,2. \qquad (۶)$$

مقدار $\overline{w_i}$ نشان دهنده قدرت نرمال شده است.

لایه ۴) گره تطبیقی i در این لایه تابع زیر را محاسبه می‌کند:

$$O_i^4 = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i) \qquad (۷)$$

که در آن مجموعه p_i، q_i، r_i مجموعه پارامترهای گره i است و با پارامترهای نتایج مدل TSK مطابقت دارد.

لایه ۵) گره منفرد و ثابت در این لایه، با برچسب Σ، خروجی کلی شبکه را به عنوان مجموع تمام سیگنال‌های دریافتی محاسبه می‌کند:

$$O_i^5 = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{w_i} \qquad (۸)$$

در زمینه یادگیری ما، ANFIS برای محاسبه مجموعه‌ای از کنترل‌کننده‌های TSK استفاده می‌شود.

پس از توسعه رویکرد ANFIS، تعدادی روش برای یادگیری قوانین و تعیین مجموعه‌ای بهینه از قوانین پیشنهاد شده است[۲۲ و ۲۸]. همچنین چندین الگوریتم آموزشی در تعیین پارامترهای تنظیمی توابع عضویت فازی مطالعه شد [۲۹]. روش دیگری که می‌توان به

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

آن اشاره کرد، استفاده از روش‌های بهینه‌سازی فراکاوشی برای قسمت پیشین و قسمت نتیجه‌گیری است. به غیر از شناسایی ساختار، یک سیستم استنتاج فازی پارامترهای مختلفی مانند پارامترهای تابع عضویت و پارامترهای نتایج قواعد فازی دارد که می‌توان آنها را بهینه کرد. موفقیت در به دست آوردن یک مدل قابل اعتماد و قوی، شدیدا به انتخاب دامنه مورد استفاده برای ساخت و آموزش بستگی دارد. عوامل مهمی مانند نوع قواعد فازی، تعداد توابع عضویت و نوع توابع عضویت در تولید یک مدل ANFIS دقیق نقش دارند. مسئله بهینه‌سازی برای تعیین ضرایب قواعد فازی TSK و پارامترهای توزیع توابع عضویت هر یک از متغیرهای ورودی برای به دست آوردن بهترین مدل با حداقل مقدار میانگین مربع خطا (MSE) در ساخت مدل‌های پیش‌بینی استفاده می‌شود. در همین راستا، از الگوریتم‌های فراکاوشی برای آموزش مدل ANFIS تولید شده استفاده می‌شود. این الگوریتم‌ها پارامترهای مدل TSK را براساس داده‌های آموزشی به گونه‌ای تعیین می‌کند که مقدار انحراف نسبی داده‌ها در طول فرآیند آموزش به حداقل برسد.

۴- الگوریتم بهینه‌سازی چند جهانی (MVO[9])

براساس نظریه انفجار بزرگ، جهان ما با یک انفجار عظیم شروع گردید که منشا همه چیز در این جهان است. نظریه چندجهانی نشان می‌دهد که بیش از یک انفجار بزرگ وجود دارد و هر انفجار بزرگ باعث تولد یک جهان می‌شود. اصطلاح چندجهانی در مقابل کیهان قرار دارد که به وجود جهان‌های دیگر علاوه بر جهانی که همه ما در آن زندگی می‌کنیم اشاره دارد. در نظریه چندجهانی، جهان‌های چندگانه برهم کنش دارند و حتی ممکن است با یکدیگر برخورد کنند. الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر نظریه چندجهانی مطابق با سه مفهوم اصلی این نظریه به‌عنوان سفیدچاله‌ها، سیاه‌چاله‌ها و کرم‌چاله‌ها فرمول‌بندی شده است. فیزیکدانان انفجار بزرگ را یک سفیدچاله می‌دانند و سفیدچاله‌ها جزء اصلی تولد یک جهان هستند. سیاه‌چاله‌ها با نیروی گرانشی بسیار بالای خود همه چیز از جمله پرتوهای نور را جذب می‌کنند. کرم‌چاله‌ها بخش‌های مختلف جهان را به هم متصل می‌کنند و به‌عنوان تونل‌های سفر در زمان/فضا عمل می‌کنند که در آن اجسام می‌توانند فورا بین هر گوشه‌ای از جهان حرکت کنند [۳۰].

الگوریتم بهینه‌سازی چند جهانی یک الگوریتم فراکاوشی مبتنی بر جمعیت می‌باشد که فرآیند جستجو را به دو مرحله اکتشاف و بهره‌برداری تقسیم می‌کند. مفاهیم سفیدچاله و سیاه‌چاله به منظور اکتشاف در فضاهای جستجو استفاده می‌شود. کرم‌چاله‌ها نیز به بهره‌برداری از فضاهای جستجو کمک می‌کنند. در این الگوریتم، هر راه‌حل مشابه یک جهان است و هر متغیر متناظر با یک شی در آن جهان می‌باشد. علاوه بر این، یک نرخ تورم به هر جهان اختصاص داده می‌شود که متناسب با مقدار تابع هدف راه‌حل متناظر است. در این الگوریتم، اجسام اجازه دارند از طریق تونل‌های سفید/سیاه‌چاله بین جهان‌های مختلف حرکت کنند. هنگامی که یک تونل سفید/سیاه بین دو جهان ایجاد می‌شود، جهانی با نرخ تورم بالاتر به عنوان دارای سفیدچاله در نظر گرفته می‌شود، در حالی که جهانی با نرخ تورم کمتر، صاحب سیاه‌چاله‌ها است. سپس اجسام از سفیدچاله‌های جهان مبدا به سیاه‌چاله‌های جهان مقصد منتقل می‌شوند. مدل شماتیکی از الگوریتم چند جهانی در شکل۲ نشان داده شده است.

به منظور مدل‌سازی ریاضی تونل‌های سفید/سیاه‌چاله و تبادل اجسام جهان‌ها، مکانیزم چرخ رولت انتخاب می‌شود. در هر تکرار، جهان‌ها براساس نرخ تورم‌شان دسته‌بندی می‌شوند و یکی از آنها توسط چرخ رولت انتخاب می‌شود تا یک سفیدچاله داشته باشد. فرض می‌شود U کل جهان است.

$$U = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d \end{bmatrix} \quad (۹)$$

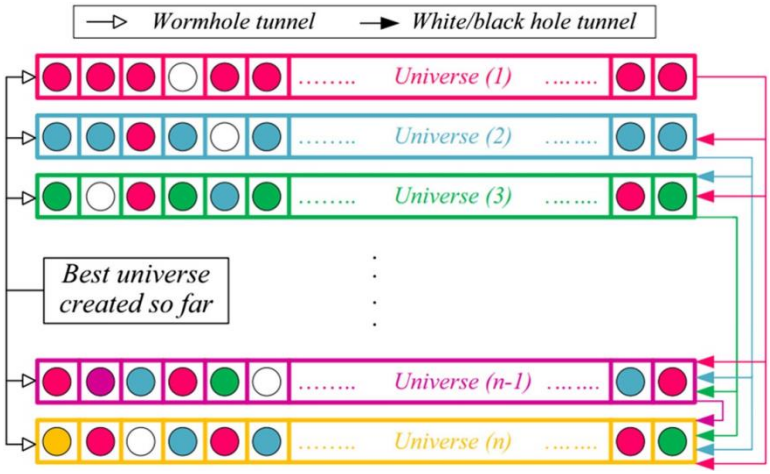
$$x_i^j = \begin{cases} x_k^j & r_1 < NI(U_i) \\ x_i^j & r_1 \geq NI(U_i) \end{cases} \quad (۱۰)$$

[9] Multi-Verse Optimization

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

که در آن d تعداد پارامترها (متغیرها)، n تعداد جهان‌ها (راه‌حل) است. عبارت x_i^j پارامتر j-ام جهان i را نشان می‌دهد، U_i جهان i-ام را نشان می‌دهد، $NI(U_i)$ نرخ تورم نرمال شده جهان i-ام است، r_1 یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت بین [۱،۰] است. و x_k^j پارامتر j-ام جهان k را نشان می‌دهد که توسط مکانیزم چرخ رولت انتخاب شده است.



شکل۲: مدل شماتیک از الگوریتم بهینه‌سازی چند جهانی [۳۰]

برای ایجاد تغییرات محلی برای هر جهان و داشتن احتمال بالا برای بهبود نرخ تورم با استفاده از کرم‌چاله‌ها، تونل‌های کرم‌چاله همیشه بین یک جهان با بهترین جهانی که تاکنون شکل گرفته است ایجاد می‌شود. این مکانیسم به صورت رابطه (۱۱) فرمول‌بندی می‌شود [۳۰]:

$$x_i^j = \begin{cases} \begin{cases} X_j + TDR \times \left((ub_j - lb_j) \times r_4 + lb_j \right) & r_3 < 0.5 \\ X_j + TDR \times \left((ub_j - lb_j) \times r_4 + lb_j \right) & r_3 \geq 0.5 \end{cases} & r_2 < WEP \\ x_i^j \quad r_2 \geq WEP \end{cases} \tag{۱۱}$$

که در آن X_j پارامتر j-ام بهترین جهان تشکیل شده را نشان می‌دهد، lb_jکران پایینی متغیر j-ام، ub_j کران بالایی متغیر j-ام، x_i^j پارامتر j-ام جهان i را نشان می‌دهد. همچنین r_2، r_3 و r_4 اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه [۱،۰] می‌باشند. WEP (احتمال وجود کرم چاله) عاملی برای تعریف احتمال وجود کرم‌چاله در جهان‌ها است. همچنین TDR (نرخ مسافت سفر) عاملی برای تعریف نرخ مسافت است که یک جسم می‌تواند توسط یک کرم‌چاله به اطراف بهترین جهان به‌دست‌آمده از راه دور منتقل شود.

$$WEP = min + l \times \left(\frac{max - min}{L} \right) \tag{۱۲}$$

$$TDR = 1 - \frac{l^{1/p}}{L^{1/p}} \tag{۱۳}$$

که در آن min یک مقدار حداقل، max یک مقدار حداکثر، l نشان دهنده تکرار فعلی، L نشان دهنده حداکثر تکرار، و p دقت بهره‌برداری در تکرار را تعریف می‌کند.

در الگوریتم MVO، فرآیند بهینه‌سازی با ایجاد مجموعه‌ای از جهان‌های تصادفی آغاز می‌شود. در هر تکرار، اجسامی در جهان‌های با نرخ تورم بالا تمایل دارند از طریق سفید/سیاه چاله‌ها به جهان‌هایی با نرخ تورم پایین حرکت کنند. در همین حال، هر جهان منفرد با انتقال تصادفی در اجسام خود از طریق کرم‌چاله‌ها به سمت بهترین جهان مواجه است. این فرآیند تا برآورده شدن معیارهای همگرایی تکرار می‌شود. هر دو معادله نرخ‌های اکتشاف و بهره‌برداری از الگوریتم اصلی (MVO) را نشان می‌دهند.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۵- تحلیل دینامیکی غیرخطی سازه‌ها

پاسخ دینامیکی یک سیستم فراتر از محدوده الاستیک خطی آن معمولا با استفاده از روش‌های حل تحلیلی قابل محاسبه نیست، حتی اگر تغییرات زمانی تحریک با یک تابع ساده توصیف شود. بنابراین روش‌های عددی در تحلیل سیستم‌های غیرخطی لازم می‌باشد. یکی از روش‌های متداول برای تحلیل رفتار دینامیکی غیرخطی سازه‌ها استفاده از روش نیومارک همراه با روش تکرار نیوتن- رافسون می‌باشد. معادله دینامیکی یک سیستم سازه‌ای یک درجه آزادی با رفتار غیرخطی بصورت رابطه (۱۴) قابل بیان می‌باشد [۳۱]:

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + f_s(t) = -me\ddot{x}_g \qquad (۱۴)$$

که در معادله فوق m جرم سازه، c میرایی و f_s نیروی مقاوم سختی می‌باشد. همچنین e ضریب تاثیر زلزله، و $\ddot{x}_g$ شتاب زمین می‌باشد. برای ساده‌تر شدن معادله (۱۴)، سمت راست معادله فوق را ($-me\ddot{x}_g$) با p(t) نشان داده و معادله بصورت رابطه (۱۵) بازنویسی می‌شود.

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + f_s(x) = p(t) \qquad (۱۵)$$

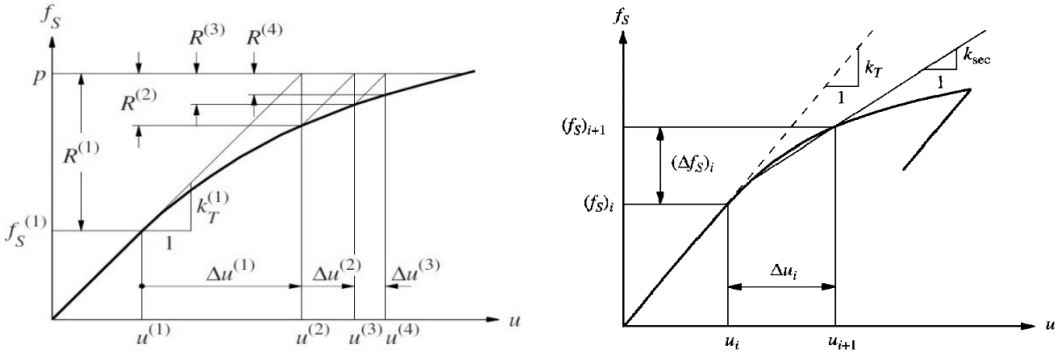
با توجه به این نکته که در روش‌های عددی با استفاده از نتایج گام iام پاسخ سازه در گام i+1 بدست می‌آید، لذا با بازنویسی معادله بصورت نموی ($\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$)، معادله (۱۶) بدست می‌آید [۳۱].

$$m\Delta\ddot{x}_i + c\Delta\dot{x}_i + (\Delta f_s)_i = \Delta p_i \qquad (۱۶)$$

تغییرات نیروی مقاوم ناشی از سختی در هر گام زمانی $(\Delta f_s)_i$ بصورت معادله قابل محاسبه می‌باشد.

$$(\Delta f_s)_i = (k_i)_{sec} \times \Delta u_i \qquad (۱۷)$$

که در آن k_i سختی سکانتی می‌باشد که در شکل۳-الف نیز قابل مشاهده است.



(ب) (الف)

شکل۳: (الف) نمودار نیرو-جابجایی و نمایش سختی. (ب) تکرار نیوتن-رافسون [۳۲]

با توجه به این نکته که پاسخ سازه در گام i+1 مجهول بوده و هدف یافتن آن است؛ لذا از سختی مماسی $(k_i)_T$ بجای سختی سکانتی استفاده می‌گردد. مشکل اصلی استفاده از سختی مماسی؛ ایجاد خطا در گام i+1 می‌باشد که منجر به یک نیروی ناپایدار کننده می‌شود که برای به حداقل رساندن آن نیز می‌توان از یک روش تکرار مانند نیوتن-رافسون استفاده کرد. شکل۳-ب نمای کلی روش نیوتن رافسون اصلاح شده را نشان می‌دهد. با توجه به شکل۳-ب، نیروی ناپایدار کننده ناشی از استفاده از سختی مماسی بجای سختی سکانتی که با ΔR نشان داده شده است بصورت معادله (۱۸) محاسبه می‌گردد. همچنین جابجایی اضافی ناشی از نیروی ناپایدار کننده نیز بصورت معادله (۱۹) قابل محاسبه می‌باشد. این روند تکرار برای گام زمانی i تا i+1 به عنوان روش اصلاح شده نیوتن-رافسون شناخته می‌شود.

$$\Delta R = \Delta p - \Delta f \qquad (۱۸)$$

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

$$\Delta u = \frac{\Delta R}{K_T} \quad (۱۹)$$

حال با توجه به اینکه تعادل نیروها در هر گام با استفاده از روش تکراری نیوتن رافسون اصلاح شده برقرار می‌باشد، با استفاده از روش نیومارک پاسخ‌های جابجایی، سرعت و شتاب در گام بعد با استفاده از فرمول‌های ارائه شده در جدول ۱، بدست می‌آید.

پارامترهای β و γ تغییرات شتاب را در گام‌های زمانی تعریف کرده و ویژگی‌های پایداری و دقت روش را تعیین می‌کنند. برای پارامتر γ مقدار $\frac{1}{2}$ و برای پارامتر β مقادیری در بازه $\frac{1}{6}$ تا $\frac{1}{4}$ منجر به نتایجی با دقت رضایت‌بخش می‌شوند. به منظور توسعه رابطه بین پاسخ‌های شتاب، سرعت و جابجایی از دو فرضیه تغییرات شتاب در یک گام زمانی با شتاب متوسط یا شتاب خطی استفاده می‌شود. با انتخاب مقدار $\gamma = \frac{1}{2}$ و $\beta = \frac{1}{4}$ در حالت شتاب متوسط، روش نیومارک به ازای هر اندازه‌ای از گام زمانی پایدار خواهد بود. این پارامترها برای محاسبه مقدار نموی نیروی خارجی و سختی مماسی در هر گام زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

جدول۱: شبه کد برای تحلیل به روش نیومارک [۳۱]

روش شتاب متوسط	$\beta = \frac{1}{4}, \gamma = \frac{1}{2}$
۱) محاسبات اولیه:	
۱-۱)	$\ddot{u}_0 = \frac{p_0 - c\dot{u}_0 - (f_s)_0}{m}$
۱-۲) Δt را انتخاب کن	
۱-۳)	$a = \frac{1}{\beta \Delta t} m + \frac{\gamma}{\beta} c;$ $b = \frac{1}{2\beta} m + \Delta t \left(\frac{\gamma}{2\beta} - 1\right) c$
۲) محاسبات برای هر گام زمانی	
۲-۱)	$\Delta \hat{p}_i = \Delta p_i + a\dot{u}_i + b\ddot{u}_i$
۲-۲) سختی مماسی K_i را تعیین کنید.	
۲-۳)	$\hat{k} = k + \frac{\gamma}{\beta \Delta t} c + \frac{1}{\beta (\Delta t)^2} m$
۲-۴) با استفاده از روش نیوتن رافسون اصلاح شده Δu را تعیین کنید.	
۲-۵)	$\Delta \dot{u}_i = \frac{\gamma}{\beta \Delta t} (\Delta u_i) + -\frac{\gamma}{\beta} \dot{u}_i + \Delta t \left(1 - \frac{\gamma}{2\beta}\right) \ddot{u}_i$
۲-۶)	$\Delta \ddot{u}_i = \frac{1}{\beta (\Delta t)^2} (\Delta u_i) - \frac{1}{\beta \Delta t} \dot{u}_i - \frac{1}{2\beta} \ddot{u}_i$
۲-۷)	$\ddot{u}_{i+1} = \ddot{u}_i + \Delta \ddot{u}_i$ $\dot{u}_{i+1} = \dot{u}_i + \Delta \dot{u}_i$ $u_{i+1} = u_i + \Delta u_i$
۳) تکرار برای هر گام زمان بعدی i را با i+1 جایگزین کرده و گام‌های ۱-۲ الی ۲-۷ را برای گام زمانی بعدی اجرا کنید.	

۶- سیستم استنتاجی برای پیش‌بینی پاسخ سازه

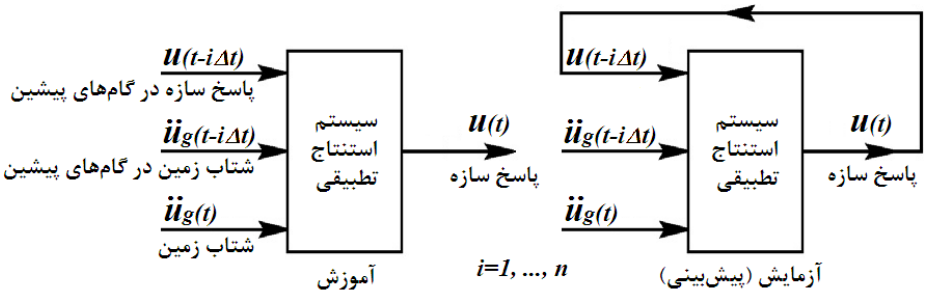
تحلیل دینامیکی غیرخطی یک روش مهم برای تخمین پاسخ سازه‌ای مورد نیاز برای طراحی سازه‌های مقاوم در برابر زلزله می‌باشد. هدف اصلی از این پژوهش ارائه یک طرح تطبیقی است که بتواند با دقت قابل قبولی پاسخ لرزه‌ای سیستم‌های سازه‌ای با رفتار غیرخطی را بدون نیاز به تحلیل سازه پیش‌بینی کند. برای این منظور، یک سیستم استنتاج عصبی- فازی با رویکرد بهینه‌سازی با هدف کاهش خطای پیش‌بینی پاسخ دینامیکی غیرخطی تهیه و ارائه می‌گردد. طرح شماتیکی ساختار سیستم استنتاجی برای آموزش و پیش‌بینی در شکل ۱ نشان داده شده است. مطابق با این طرح تطبیقی، سیستم استنتاج براساس تعدادی شتاب‌نگاشت زمین و پاسخ سازه در گام‌های زمانی از پیش تعریف‌شده، آموزش داده می‌شود. استفاده از پاسخ سازه در گام‌های زمانی پیشین به منظور تصحیح سیستم استنتاج می‌باشد.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

در این طرح، آموزش بر روی تعدادی از الگوهای آموزشی انجام می‌شود و سپس مرحله آزمایش پیش از شروع فرآیند پیش‌بینی انجام می‌شود. در شکل۴ تفاوت فرآیندهای آموزش و پیش‌بینی برای این طرح نشان داده شده است. با توجه به این که در مرحله آموزش مجموعه پاسخ‌ها در تمام گام‌های زمانی، مقادیر مشخصی می‌باشند، فرآیند آموزش با استفاده از روش پیش‌خور انجام می‌شود. به عبارتی از پاسخ سیستم در گام‌های پیشین به عنوان ورودی سیستم جهت آموزش استفاده می‌شود. این فرآیند در مرحله پیش‌بینی با استفاده از یک حلقه بسته تامین شده و پاسخ‌های هر گام به عنوان ورودی سیستم برای پیش‌بینی پاسخ گام‌های بعدی از طریق یک پیوند بازگشتی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این موضوع بخش مهمی از عملکرد طرح پیشنهادی در پیش‌بینی رفتار سیستم‌های شدیدا غیرخطی است.

کمیت پاسخ جابجایی جانبی سازه به عنوان خروجی سیستم و پارامتری که باید پیش‌بینی شود انتخاب می‌گردد. همچنین شتاب زمین در گام زمانی فعلی، شتاب زمین در n گام زمانی قبلی و پاسخ جابجایی در n گام زمانی قبلی به عنوان ورودی‌های سیستم استنتاجی انتخاب می‌شوند. لازم به ذکر است که این طرح برای پیش‌بینی هر پاسخی از سازه قابل پیاده‌سازی می‌باشد. ساختار سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی برای پیش‌بینی مقادیر پاسخ به صورت شبکه کاملا متصل خواهد بود. تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها سیستم به کمیت‌های پاسخی که پیش‌بینی می‌شوند بستگی دارد. به عبارتی متغیرهای ورودی برای یک کمیت پاسخ وابسته به تعداد کمیت‌های پاسخ و تعداد گام‌های زمانی پیشین است. بنابراین متغیرهای ورودی به مقادیر پاسخ جابجایی و شتاب زمین در در n گام قبلی (i=1, …, n) به اضافه شتاب زمین در گام زمانی جاری مرتبط هستند، در حالی که پارامتر خروجی مربوط به کمیت پاسخ جابجایی گام زمانی فعلی ارتباط دارد. انتخاب تعداد گام‌های زمانی پیشین براساس اصلاح دقت سیستم استنتاج TSK خواهد بود.



شکل۴: ساختار آموزش و آزمایش سیستم استنتاجی

تعیین پارامترهای سیستم استنتاجی عصبی-فازی برمبنای مدل TSK در قالب یک مسئله بهینه‌سازی تعریف می‌شود. در این مسئله مقدار خطای پاسخ پیش‌بینی شده در مقایسه با مقادیر پاسخ بدست آمده از روش‌های تحلیل عددی به عنوان تابع هدف تعریف می‌شود [۳۲]. به عبارت دیگر مقادیر پارامترهای مدل TSK به گونه‌ای تعیین می‌شود که خطای پاسخ پیش‌بینی شده در مقایسه با مقادیر واقعی محاسبه شده توسط روش تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی غیرخطی به حداقل برسد. در این مسئله از خطای میانگین مربعات (MSE[10]) تاریخچه زمانی پاسخ پیش‌بینی شده $\tilde{f}(t_i|\mathbf{p})$ در مقایسه با تاریخچه زمانی پاسخ تحلیلی $f(t_i)$ در هر گام زمانی t_i استفاده می‌شود. تابع هدف مورد استفاده در این مسئله به صورت رابطه (۲۰) تعریف می‌شود:

$$OF(p) = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(f(t_i)-\tilde{f}(t_i|\mathbf{p})\right)^2}{N.\sigma_f^2} \qquad (۲۰)$$

در این رابطه p بردار پارامترهای مدل می‌باشد، σ_f^2 واریانس تاریخچه زمانی پاسخ تحلیلی می‌باشد. همچنین N تعداد داده‌های مورد استفاده را نشان می‌دهد.

توابع عضویت گاوسی براساس دو پارامتر مقدار میانگین و انحراف معیار تعریف می‌شوند. در نتیجه مسئله طراحی بهینه سیستم استنتاج TSK به گونه‌ای قابل بیان است که با انتخاب بهینه مقادیر میانگین و انحراف معیار توابع عضویت متغیرهای ورودی و ضرایب قواعد

[10] Mean Square Error

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

متغیر خروجی، مقادیر پیش‌بینی شده برای پاسخ‌های لرزه‌ای سازه با رفتار غیرخطی از دقت مناسبی برخوردا باشد. برای حل این مسئله بهینه‌سازی از الگوریتم بهینه‌سازی چند جهانی (MVO) استفاده می‌شود.

در این سیستم، پارامترهای مدل TSK به عنوان متغیرهای طراحی انتخاب می‌شوند. پارامترهای مدل TSK شامل مشخصات توابع عضویت (μ_i و σ_i) متغیرهای ورودی مدل TSK و ضرایب قواعد (a_i^r) متغیر خروجی می‌باشد. بنابراین مسئله تعریف شده به صورت معادله (۲۱) قابل بیان است:

$$\begin{cases} Design\ Variables: [InputsMFs(\sigma_{i,A^r}, \mu_{i,A^r}) \quad Output(a_i^r)] \\ \quad To\ Minimize: Objective\ Function = MSE \end{cases} \tag{۲۱}$$

هر یک از متغیرهای ورودی سیستم استنتاج بر پایه توابع عضویت (mf[11]) تعریف می‌شوند. برای تعریف متغیرهای ورودی از ۷ تابع عضویت گاوسی با عناوین NL، NM، NS، Zr، PS، PM و PL که به ترتیب بیانگر مقادیر کیفی بزرگ منفی، متوسط منفی، کوچک منفی، صفر، کوچک مثبت، متوسط مثبت و بزرگ مثبت هستند، انتخاب شده است. دامنه جهانی متغیرهای ورودی براساس بازه تغییرات شتاب زمین و پاسخ‌های لرزه‌ای سازه تعریف می‌شود.

برای آموزش یک سیستم استنتاج فازی که توانایی پیش‌بینی پاسخ‌های لرزه‌ای سازه‌ها با رفتار غیرخطی را با دقت مناسب دارا باشد نیاز به یک مجموعه‌ای از داده‌ها می‌باشد که تمامی حالت‌های محتمل را در بر داشته باشد. به عبارت دیگر مجموعه‌ای از داده‌ها برای آموزش سیستم استنتاج فازی نیاز است که از توانایی آموزش رفتار لرزه‌ای غیرخطی در سازه برخوردار باشد. برای آموزش این سیستم استنتاج فازی از داده‌های شتاب‌نگاشت زمین‌لرزه‌هایی با شرایط مختلف استفاده می‌شود. در طرح آموزش سیستم استنتاج تطبیقی از داده‌های شتاب زمین و پاسخ سازه به عنوان پسخور استفاده می‌شود. همچنین در راستای افزایش دقت مدل‌سازی، آموزش مدل TSK به ازای گام‌های زمانی پیشین انجام می‌شود.

۷- مطالعات عددی

با توجه به پیچیدگی‌های رفتار لرزه‌ای سازه‌ها در حوزه‌ی غیرخطی، در این پژوهش به منظور ارزیابی عملکرد سیستم استنتاجی طراحی شده از مدل سازه‌ای با رفتار غیرخطی تحت بارهای لرزه‌ای استفاده می‌شود. به منظور ارزیابی عملکرد سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، یک مدل سازه‌ای مبنا [۳۳] با سیستم قاب ساختمانی برشی در نظر گرفته شده است. این مدل سازه‌ای ۸ طبقه دارای سیستم قاب برشی با جرم متمرکز در تراز طبقات می‌باشد. به منظور ارزیابی رفتار غیرالاستیک سازه از روش تشکیل مفاصل پلاستیک در طبقات استفاده می‌شود. مطابق با این روش، منحنی رفتاری نیرو-جابجایی برای هر طبقه با استفاده از روش دو خطی مدل‌سازی می‌شود. در این حالت، مدل رفتاری شامل سختی الاستیک، جابجایی تسلیم و سختی ثانویه می‌باشد. برای تحلیل لرزه‌ای مدل سازه‌ای از تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی غیرخطی با استفاده از روش نیومارک استفاده می‌شود. این تحلیل‌ها در محیط برنامه Matlab کدنویسی شده‌اند.

مشخصات دینامیکی مدل سازه‌ای مانند جرم، سختی و میرایی برای هر یک از طبقات در جدول۲ نشان داده شده است. میرایی در این مدل سازه با فرض درصد میرایی ۰/۵ درصد تعیین شده‌اند. در این مدل مشخصات طبقات در ارتفاع ثابت می‌باشد و سختی پس از تسلیم برای هر طبقه ۱۰ درصد سختی اولیه فرض می‌شود. بنابراین سختی طبقات پس از تسلیم $K_2 = ۳۴/۰۴$ MN/m می‌باشد. همچنین برای هر طبقه مقدار جابجایی تسلیم برابر با ۲/۴ سانتی‌متر در نظر گرفته شده است. شکل۵ تصویر شماتیکی از سازه ساختمانی مورد مطالعه و مدل رفتاری دوخطی برای شبیه‌سازی رفتار غیرخطی سازه را نشان می‌دهد [۳۳ و ۳۴]. به منظور اطمینان از روش مدلسازی، روش تحلیل دینامیکی غیرخطی و دقت نتایج بدست آمده از تحلیل دینامیکی غیرخطی سازه، رفتار لرزه‌ای مدل سازه‌ای انتخاب شده صحت‌سنجی می‌شود. برای این منظور مدل سازه‌ای مورد نظر تحت شتاب‌نگاشت یک نویز سفید با بیشینه شتاب ۰/۴ g به طول ۱۰ ثانیه و گام زمانی ۰/۰۲ ثانیه قرار می‌گیرد [۳۵]. صحت روش تحلیل لرزه‌ای مدل سازه‌ای براساس پاسخ حداکثر دریفت بین طبقات مقایسه

[11] Membership Function

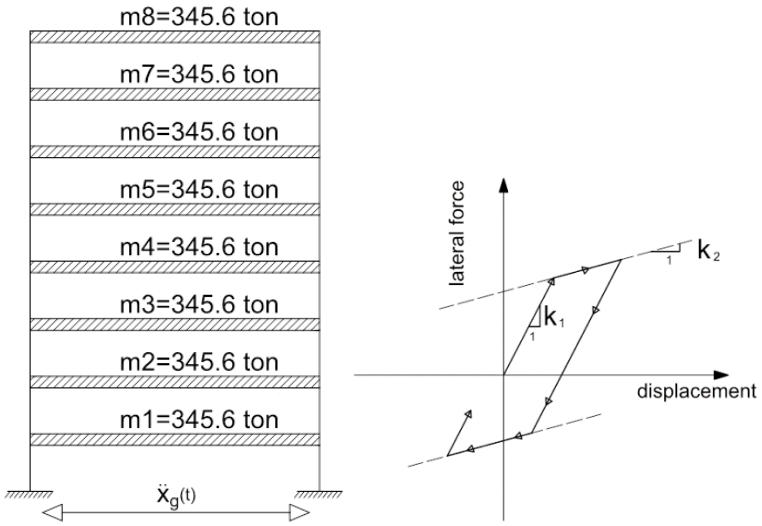
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

می‌شود. جدول ۳ مقایسه‌ای از نتایج بدست آمده از تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی غیرخطی را برای مدل سازه‌ای مورد نظر نشان می‌دهد، که به طور میانگین با کمتر از ۱٪ خطا، حاکی از دقت پاسخ‌های لرزه‌ای و اعتبار روش مدل‌سازی و تحلیل لرزه‌ای می‌باشد.

جدول۲: مشخصات دینامیکی مدل سازه‌ای غیرخطی ۸ طبقه

طبقه	جرم (ton)	سختی ($kN/m \times 10^3$)	میرایی ($kN.s/m$)
۱	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳
۲	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳
۳	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳
۴	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳
۵	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳
۶	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳
۷	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳
۸	۳۴۵/۶	۳۴۰/۴	۷۳۴/۳



شکل۵: تصویری شماتیک از مدل سازه‌ای و مدل رفتاری دوخطی

جدول۳: مقایسه‌ای از پاسخ حداکثر دریفت بین طبقات برای مدل سازه‌ای ۸ طبقه [۳۵]

	طبقه	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
دریفت (cm)	جغتایی و محبی [۳۴]	۴/۷۵	۳/۵۲	۲/۴۷	۲/۲۱	۱/۷۸	۱/۴۶	۱/۱۲	۰/۶۵
	این پژوهش	۴/۷۹	۳/۵۵	۲/۴۹	۲/۲۳	۱/۸۰	۱/۴۷	۱/۱۳	۰/۶۶
	خطا (٪)	۰/۸۴	۰/۸۵	۰/۸۱	۰/۹۱	۱/۱۲	۰/۶۸	۰/۸۹	۱/۵۴

به منظور آموزش و آزمایش سیستم استنتاج عصبی-فازی برای پیش‌بینی پاسخ لرزه‌ای سازه از زمین‌لرزه‌های رخ داده در گذشته استفاده می‌شود. این زمین‌لرزه‌ها شامل انواع مختلفی از رویدادها به لحاظ نوع گسل، فاصله از گسل و بزرگا می‌باشند. مشخصات زمین‌لرزه‌های مورد استفاده برای آموزش و آزمایش سیستم استنتاج در جدول۴ ارائه شده است. تعداد ۱۱۰ شتاب‌نگاشت از ۱۷ رویداد تاریخی انتخاب گردید که از میان این داده‌ها تعداد ۱۰۰ شتاب‌نگاشت برای آموزش و ۱۰ شتاب‌نگاشت برای آزمایش سیستم استنتاجی عصبی-فازی استفاده می‌شود.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول۴: مشخصات زمین‌لرزه‌های مورد استفاده برای آموزش و آزمایش

نام رویداد	سال وقوع	بزرگا	نوع گسل	تعداد رکورد	آموزش	آزمایش
Imperial Valley	۱۹۴۰	۶/۹۵	امتداد لغز	۱	۱	–
Parkfield	۱۹۶۶	۶/۱۹	امتداد لغز	۵	۴	۱
Imperial Valley	۱۹۷۹	۶/۵۳	امتداد لغز	۸	۷	۱
Trinidad	۱۹۸۰	۷/۲	امتداد لغز	۱	۱	–
Landers	۱۹۹۲	۷/۲۸	امتداد لغز	۱۰	۹	۱
Kobe	۱۹۹۵	۶/۹	امتداد لغز	۸	۷	۱
Kern County	۱۹۵۲	۷/۳۶	معکوس	۴	۴	–
San Fernando	۱۹۷۱	۶/۶۱	معکوس	۷	۷	–
Tabas	۱۹۷۸	۷/۳۵	معکوس	۵	۴	۱
Montenegro	۱۹۷۹	۷/۱	معکوس	۴	۴	–
Cape Mendocino	۱۹۹۲	۷/۰۱	معکوس	۵	۴	۱
Northridge	۱۹۹۴	۶/۶۹	معکوس	۱۲	۱۱	۱
Chi-Chi	۱۹۹۹	۶/۲	معکوس	۱۱	۱۰	۱
San Simeon	۲۰۰۳	۶/۵۲	معکوس	۱۲	۱۲	–
Irpinia	۱۹۸۰	۶/۹	نرمال	۹	۸	۱
Kozani	۱۹۹۵	۶/۴	نرمال	۴	۴	–
Dinar	۱۹۹۵	۶/۴	نرمال	۴	۳	۱
مجموع				۱۱۰	۱۰۰	۱۰

در این مطالعه عددی، طرح پیش‌بینی پاسخ برای پیش‌بینی کمیت پاسخ لرزه‌ای دریفت طبقه اول به عنوان بیشترین دریفت بین طبقه‌ای پیاده‌سازی خواهد شد. داده‌های ورودی برای آموزش سیستم استنتاجی فازی از تحلیل لرزه‌ای غیرخطی مدل سازه‌ای تحت زمین‌لرزه‌های گروه آموزش گردآوری می‌شود. به عبارتی دیگر، تاریخچه زمانی دریفت سازه به‌ازای ۱۰۰ شتاب‌نگاشت گروه آموزش محاسبه شده و برحسب متغیرهای ورودی تدوین می‌شود. این داده‌ها به دو گروه تاریخچه زمانی شتاب زمین و تاریخچه زمانی پاسخ دریفت برای شتاب‌نگاشت‌های گروه آموزش تقسیم بندی می‌شوند. در راستای افزایش دقت پیش‌بینی پاسخ و ارزیابی تاثیر تعداد گام‌های پیشین، کمیت‌های شتاب زمین و پاسخ لرزه‌ای مورد نظر (دریفت طبقه اول) در ۳ حالت ۲، ۵ و ۱۰ گام پیشین به عنوان متغیر ورودی سیستم استنتاج تعریف می‌شوند. بنابراین تاریخچه زمانی شتاب زمین در لحظه t_i و n گام زمانی پیشین و تاریخچه زمانی دریفت سازه در n گام زمانی پیشین به ازای ۱۰۰ شتاب‌نگاشت زمین‌لرزه‌های گروه آزمایش به عنوان مجموعه داده‌های ورودی سیستم انتخاب می‌شود. همچنین تاریخچه زمانی پاسه دریفت سازه در لحظه t_i به عنوان مجموعه داده خروجی انتخاب می‌شود. جدول ۵ طبقه‌بندی متغیرهای تعریف شده برای آموزش سیستم استنتاجی را نمایش می‌دهد.

جدول۵: طبقه‌بندی متغیرهای سیستم برای آموزش سیستم استنتاجی

ورودی سیستم $(n = 2, 5, 10)$		خروجی سیستم	
تاریخچه شتاب زمین	$\ddot{u}_g(t_i)$ $\ddot{u}_g(t_i - \Delta t)$ $\ddot{u}_g(t_i - j.\Delta t)$ ⋮ $\ddot{u}_g(t_i - n.\Delta t)$	پاسخ دریفت در لحظه t_i	$\Delta u_1(t_i)$
تاریخچه پاسخ دریفت	$\Delta u_1(t_i - \Delta t)$ $\Delta u_1(t_i - j.\Delta t)$ ⋮		

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

$\Delta u_1(t_i - n.\Delta t)$

یکی ابزارهای آماری برای تعیین نوع و درجه رابطه یک متغیر کمی با متغیر کمی دیگر، ضریب همبستگی می‌باشد که با استفاده از کوواریانس محاسبه می‌شود. در سیستم‌های چند متغیری از به منظور تعیین همبستگی تمام متغیرها از ماتریس کواریانس استفاده می‌شود. در تحلیل‌های آماری، ضریب همبستگی بین دو متغیر، بیانگر قابلیت پیش‌بینی مقدار یکی برحسب دیگری است. لازم به ذکر است که کوواریانس یا همبستگی بیانگر ارتباط علت و معلولی نیست و فقط معیاری برای نشان دادن میزان وابستگی بین متغیرها محسوب می‌شود. در این پژوهش با توجه به آموزش سیستم استنتاجی برای پیش‌بینی پاسخ سازه، همبستگی متغیرها براساس مجموعه داده‌ها با استفاده از ماتریس کواریانس ارزیابی می‌شود. برای حالت n=2 متغیرهای ورودی و خروجی سیستم برای مجموعه داده‌ها به صورت زیر خواهد بود:

$$Variavles = [\Delta u_1(t_i) \quad \Delta u_1(t_i - \Delta t) \quad \Delta u_1(t_i - 2\Delta t) \quad \ddot{u}_g(t_i) \quad \ddot{u}_g(t_i - \Delta t) \quad \ddot{u}_g(t_i - 2\Delta t)]$$

مقادیر همبستگی متغیرها به‌ازای مجموعه داده‌های آزمایش به صورت ماتریس کوواریانس به صورت زیر قابل بیان می‌باشد:

$$Cov = \begin{bmatrix} 1 & 0.9996 & 0.9986 & 0.1002 & 0.0978 & 0.0945 \\ 0.9996 & 1 & 0.9996 & 0.1017 & 0.1002 & 0.0978 \\ 0.9986 & 0.9996 & 1 & 0.1023 & 0.1017 & 0.1002 \\ 0.1002 & 0.1017 & 0.1023 & 1 & 0.9634 & 0.8863 \\ 0.0978 & 0.1002 & 0.1017 & 0.9634 & 1 & 0.9634 \\ 0.0945 & 0.0978 & 0.1002 & 0.8863 & 0.9634 & 1 \end{bmatrix}$$

پس از آموزش سیستم استنتاجی TSK، نتایج بدست آمده برای پاسخ‌های لرزه‌ای پیش‌بینی شده توسط سیستم استنتاجی و پاسخ‌های لرزه‌ای محاسبه شده توسط روش تحلیل دینامیکی تاریخچه زمانی غیرخطی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. منحنی رفتاری هیسترزیس نیرو-جابجایی در طی رفتار غیرخطی سازه برای حالات پیش‌بینی سیستم استنتاج و روش تحلیلی مورد مقایسه واقع می‌شود. همچنین تاریخچه زمانی خطای پیش‌بینی پاسخ در طی زمین‌لرزه و مقادیر مجموع مربعات خطا برای هر زمین‌لرزه محاسبه می‌شود.

۷- بحث و بررسی نتایج

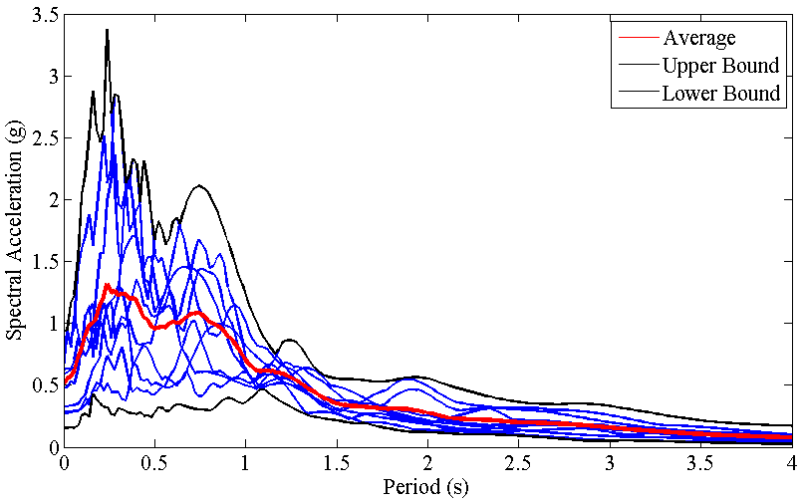
در این بخش عملکرد سیستم استنتاجی طراحی شده با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی MVO مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. بدین منظور پاسخ‌های بدست آمده از پیش‌بینی سیستم استنتاجی مدل TSK تحت شتاب‌نگاشت‌های زمین‌لرزه‌های انتخاب شده برای مرحله آزمایش با پاسخ‌های لرزه‌ای محاسبه شده از روش‌های عددی مقایسه شده و میزان دقت این روش در پیش‌بینی پاسخ‌های لرزه‌ای سازه‌های با رفتار غیرخطی مورد بررسی قرار می‌گیرد. همچنین دقت سیستم استنتاجی تطبیقی براساس حالت‌های مختلفی از استفاده گام‌های زمانی پیشین مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای همین منظور از سه حالت پیش‌بینی با ۲ گام زمانی پیشین (Predict-2)، پیش‌بینی با ۵ گام زمانی پیشین (Predict-5)، پیش‌بینی با ۱۰ گام زمانی پیشین (Predict-10) استفاده می‌شود. شکل۶ تصویری از پاسخ طیف شتاب زمین را برای زمین‌لرزه‌های مورد استفاده برای آزمایش سیستم استنتاجی TSK نشان می‌دهد.

با توجه به این که سیستم استنتاج فازی مدل TSK برای پیش‌بینی پاسخ دریفت طراحی شده است، در این بخش نتایج بدست آمده برای پاسخ دریفت سازه در طبقه اول به عنوان تراز با بیشترین پاسخ دریفت در قاب‌های برشی ارائه می‌شود. همچنین تحلیلی از میزان خطا برای هر یک از حالت‌های پیش‌بینی ارائه می‌شود. شکل۷ مقایسه‌ای از خطای میانگین مربعات (MSE) را برای پاسخ دریفت سازه در حالت‌های تحلیلی و پیش‌بینی با آموزش براساس ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین تحت ۱۰ نمونه شتاب‌نگاشت آزمایشی نشان می‌دهد. همچنین جدول ۶ مقادیر خطای میانگین مربعات (MSE) را برای پیش‌بینی پاسخ دریفت سازه تحت زمین‌لرزه‌های گروه آزمایشی با آموزش براساس ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود با افزایش تعداد گام‌های زمانی پیشین برای آموزش سیستم استنتاجی، میزان خطای سیستم در پیش‌بینی پاسخ کاهش چشم‌گیری می‌یابد. به ازای داده‌های بدست آمده از ۱۰ زمین‌لرزه‌ی گروه آزمایش، استفاده از سه حالت آموزش با ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین، تاریخچه زمانی پاسخ دریفت سازه ساختمانی را به

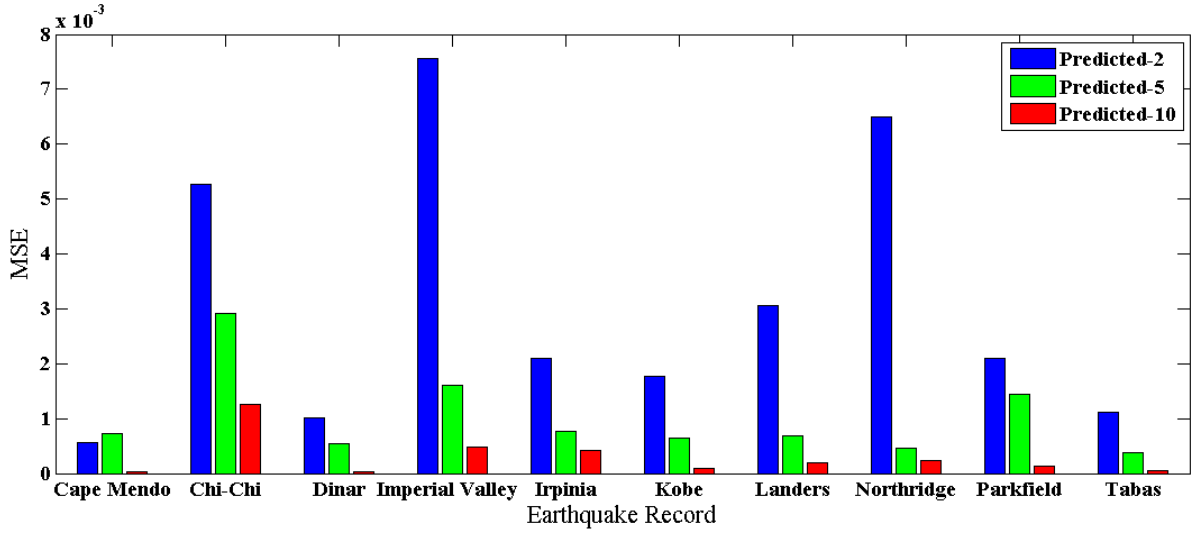
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

ترتیب با میانگین خطای مجذور مربعات (MSE) ۲/۸۱۷e-۳، ۱/۲۲۸e-۳ و ۲/۹۵۳e-۴ پیش‌بینی می‌نماید. با افزایش تعداد گام‌های زمانی از ۲ به ۱۰ خطای پیش‌بینی ۸۹/۵۲ درصد و از ۲ به ۵ خطای پیش‌بینی ۵۶/۴۱ درصد کاهش می‌یابد.



شکل۶: طیف شتاب برای شتاب‌نگاشت‌های مرحله آزمایش



شکل۷: مقایسه خطای MSE برای حالت‌های مختلف سیستم تطبیقی و زلزله‌های مختلف

جدول۶: مقادیر خطای MSE تحت گروه زمین‌لرزه‌های آزمایش

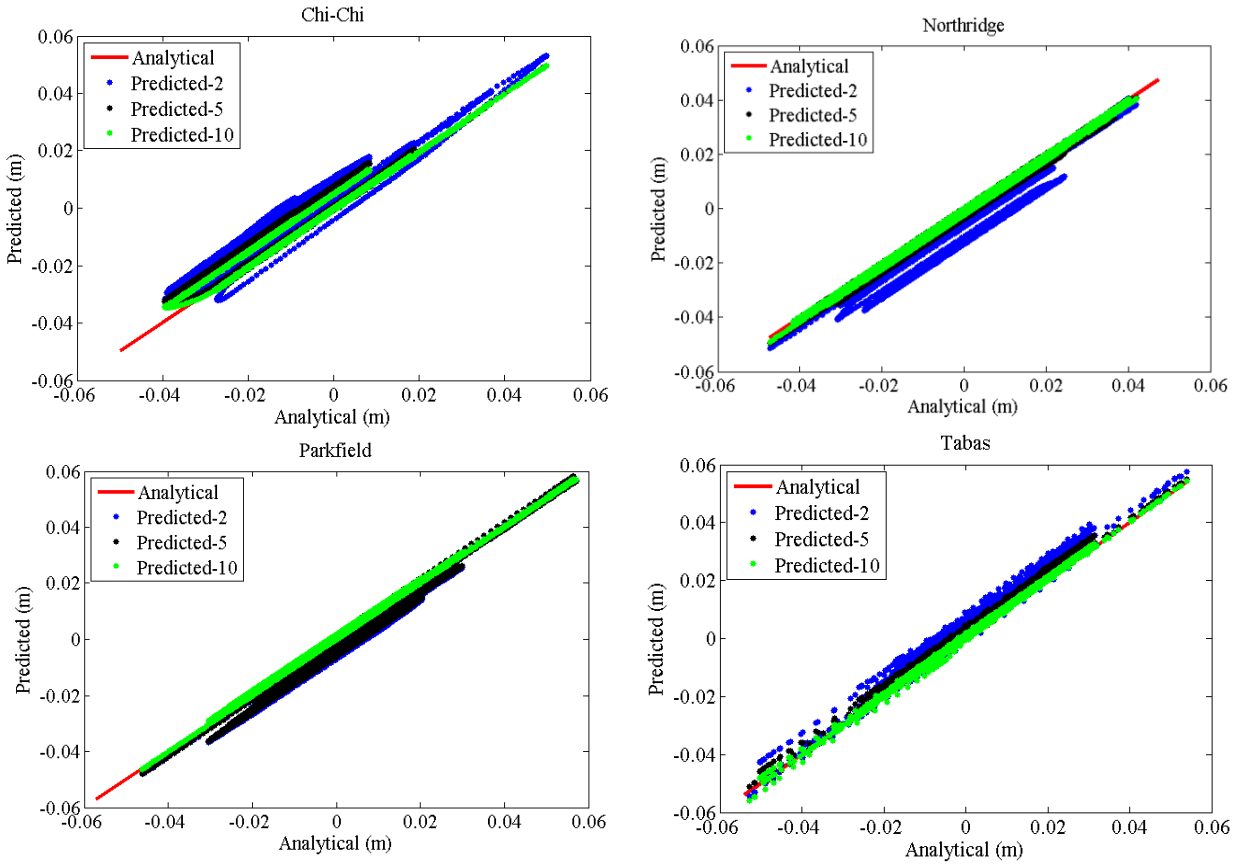
نام رویداد	ساختار شبکه تطبیقی		
	Predicted-2	Predicted-5	Predicted-10
Cape Mendocino	۱/۱۶۹e -۰۳	۷/۳۳e -۰۴	۷/۹۲۳e -۰۵
Chi-Chi	۴/۲۷۰e -۰۳	۲/۹۰۵e -۰۳	۹/۲۵۲e -۰۴
Dinar	۱/۹۲۱e -۰۳	۵/۳۶۴e -۰۴	۹/۸۲۹e -۰۵
Imperial Valley	۴/۵۵۲e -۰۳	۱/۶۰۴e -۰۳	۴/۷۹۱e -۰۴
Irpinia	۲/۰۹۶e -۰۳	۷/۶۳۰e -۰۴	۴/۱۸۰e -۰۴
Kobe	۱/۷۷۰e -۰۳	۶/۵۰۵e -۰۴	۹/۹۲۷e -۰۵
Landers	۳/۰۶۱e -۰۳	۱/۲۸۹e -۰۳	۱/۹۹۸e -۰۴
Northridge	۴/۸۰۵e -۰۳	۱/۹۶۹e -۰۳	۳/۴۹۶e -۰۴
Parkfield	۲/۱۰۵e -۰۳	۱/۴۴۹e -۰۳	۱/۴۰۱e -۰۴
Tabas	۲/۴۲۴e -۰۳	۳/۸۰۸e -۰۴	۱/۶۴۸e -۰۴

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

میانگین	۲/۸۱۷e -۰۳	۱/۲۲۸e -۰۳	۲/۹۵۳e -۰۴
انحراف معیار	۱/۲۸۷e -۰۳	۷/۸۵۲e -۰۴	۲/۶۳۱e -۰۴

در ادامه نتایج شامل تاریخچه زمانی پاسخ دریفت، تاریخچه زمانی خطا و ارتباط پاسخ‌های تحلیلی و پیش‌بینی شده و توزیع خطا ارائه می‌شود. شکل۸ نحوه توزیع و ارتباط پاسخ‌های تحلیلی و پیش‌بینی شده را برای چند نمونه از شتاب‌نگاشت‌های آزمایشی نشان می‌دهد. در این شکل، ارتباط پاسخ‌های دریفت پیش‌بینی شده و تحلیلی برای چهار نمونه از زمین‌لرزه‌های گروه آزمایش اعم از زلزله Northridge، Chi-chi، Tabas و Parkfield نمایش داده شده است. این نمودار ارتباط میان پراکندگی داده‌ها را با افزایش خطای پیش‌بینی نشان می‌دهد. مطابق با این نمودار ملاحظه می‌شود که با افزایش تعداد گام‌های پیشین استفاده شده برای متغیرهای ورودی، از پراکندگی داده‌های پاسخ پیش‌بینی شده نسبت به پاسخ واقعی سازه کاسته می‌شود. این امر نشان دهنده افزایش دقت در پیش‌بینی پاسخ دریفت در سازه با رفتار غیرخطی می‌باشد.

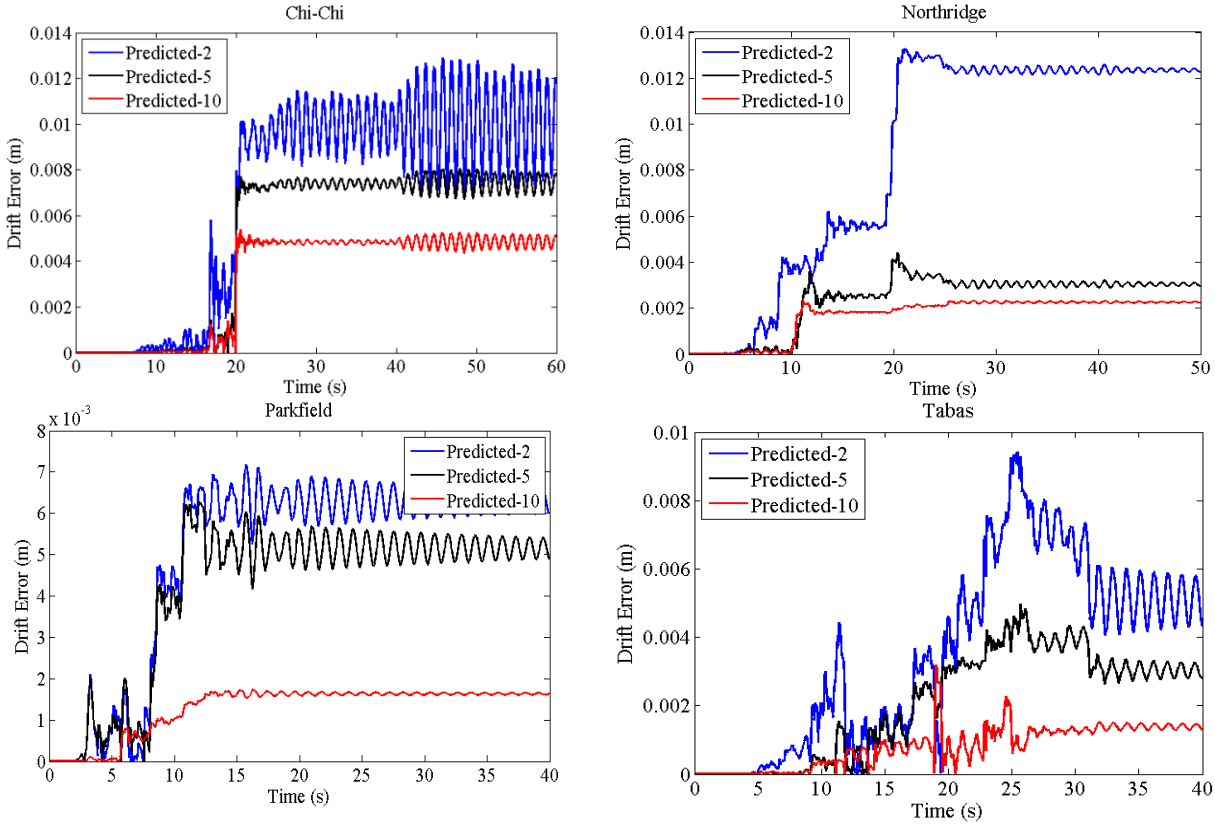


شکل۸: توزیع پاسخ‌های تحلیلی و پیش‌بینی شده

شکل۹ تاریخچه زمانی خطای پیش‌بینی را برای حالت‌های پیش‌بینی براساس سیستم استنتاجی آموزش دیده با ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین تحت چند نمونه از شتاب‌نگاشت‌های آزمایشی نشان می‌دهد. مقایسه نتایج برای سیستم استنتاجی با تعداد مختلفی از گام‌های پیشین نشان می‌دهد که با افزایش تعداد گام‌های پیشین در آموزش سیستم استنتاجی به عنوان متغیر ورودی، خطای سیستم در پیش‌بینی پاسخ دربفت بین طبقات مدل سازه‌ای کاهش چشم‌گیری می‌یابد. این رویداد برای تمام شتاب‌نگاشت‌های گروه آزمایش مشابه می‌باشد. همچنین تاریخچه زمانی خطای پیش‌بینی پاسخ لرزه‌ای سازه نشان می‌دهد که با گذشت زمان در طی شتاب‌نگاشت زلزله و ورود سازه به حوزه رفتار غیرخطی، مقدار خطای پیش‌بینی بیشتر می‌شود. این رویداد را می‌توان در نتیجه اولا، رفتارخطی سیستم و پیچیدگی مدل رفتاری و دوما به حالت تجمعی خطا با گذشت زمان مرتبط دانست. مطابق با نتایج این ضعف با افزایش گام‌های تطبیقی سیستم قابل حل می‌باشد.

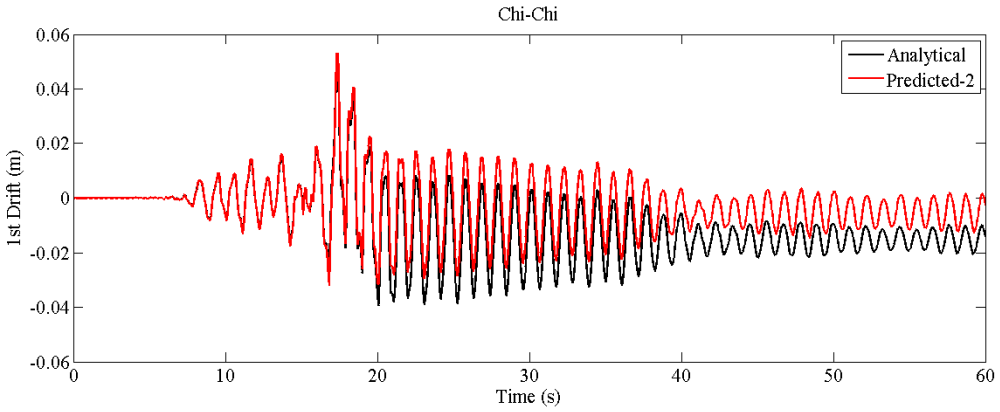
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



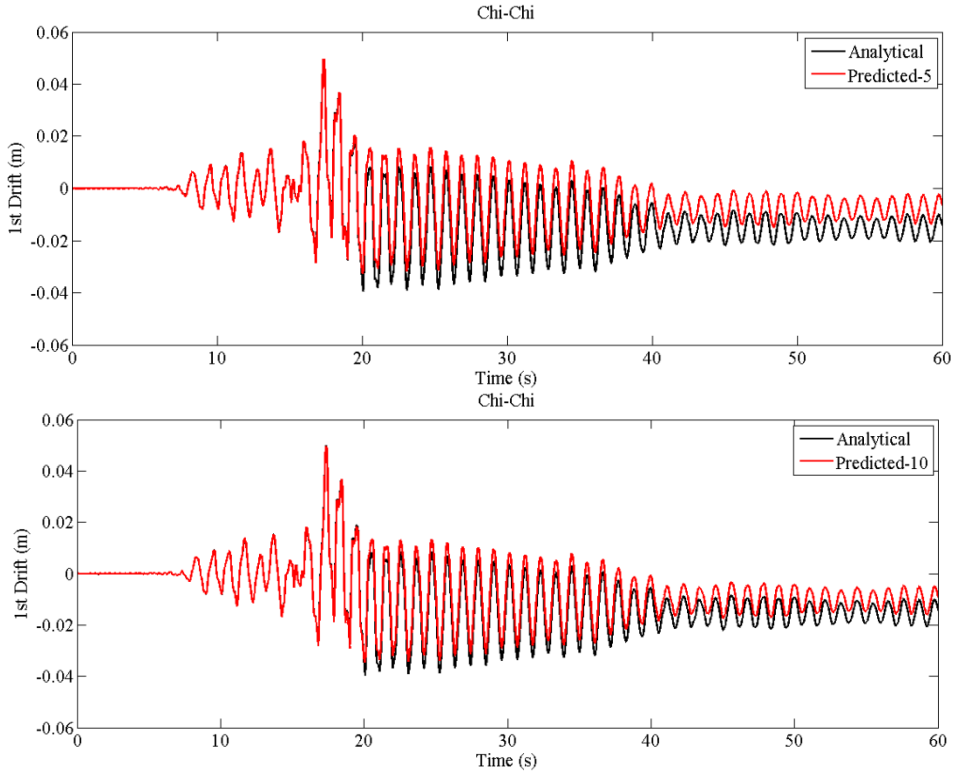
شکل۹: خطای پاسخ پیش‌بینی شده براساس حالت‌های مختلف سیستم تطبیقی

به منظور ارزیابی عملکرد سیستم استنتاجی بهینه در پیش‌بینی پاسخ لرزه‌ای سازه ساختمانی، تاریخچه زمانی پاسخ دریفت پیش‌بینی شده برای شتاب‌نگاشت‌های گروه آزمایش با پاسخ واقعی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. در شکل۱۰، تاریخچه زمانی پاسخ دریفت سازه تحت شتاب‌نگاشت آزمایشی Northridge در حالت‌های تحلیلی و پیش‌بینی با آموزش براساس ۲ (Predict-2)، ۵ (Predict-5) و ۱۰ (Predict-10) گام زمانی پیشین نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، رویکرد سیستم استنتاجی TSK بهینه‌سازی شده در روش پیشنهادی از دقت مناسبی در پیش‌بینی پاسخ برخوردار می‌باشد. مقایسه پاسخ‌های تحلیلی و پیش‌بینی شده برای شتاب‌نگاشت‌های Chi-chi، Tabas و Parkfield در شکل‌های ۱۱ تا ۱۳ نمایش داده شده است.

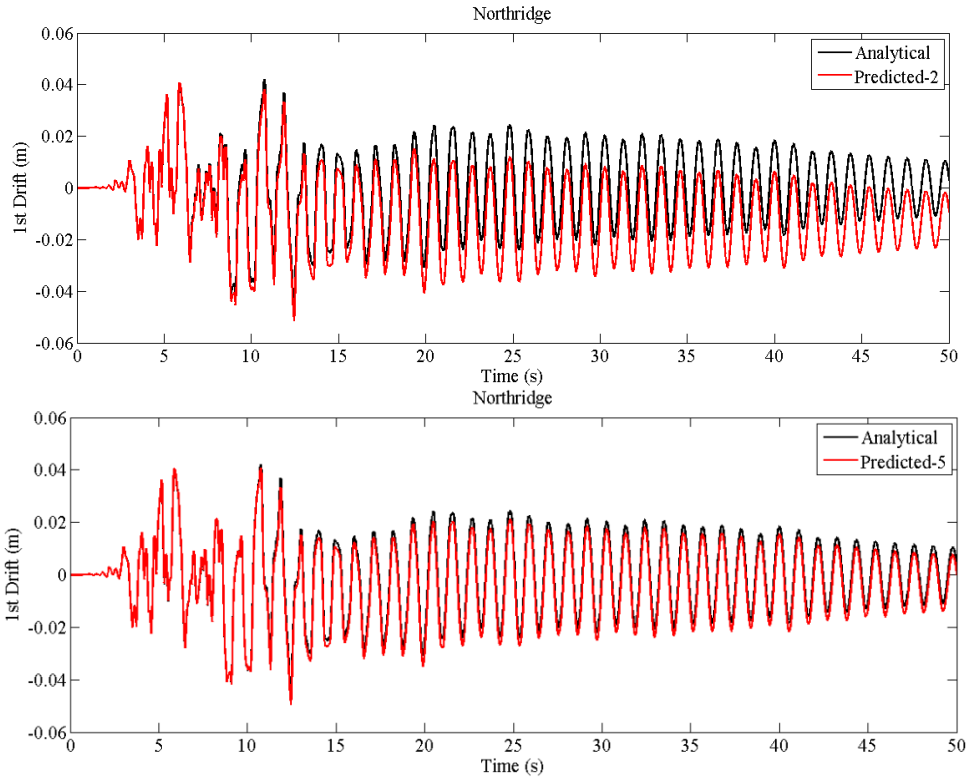


Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

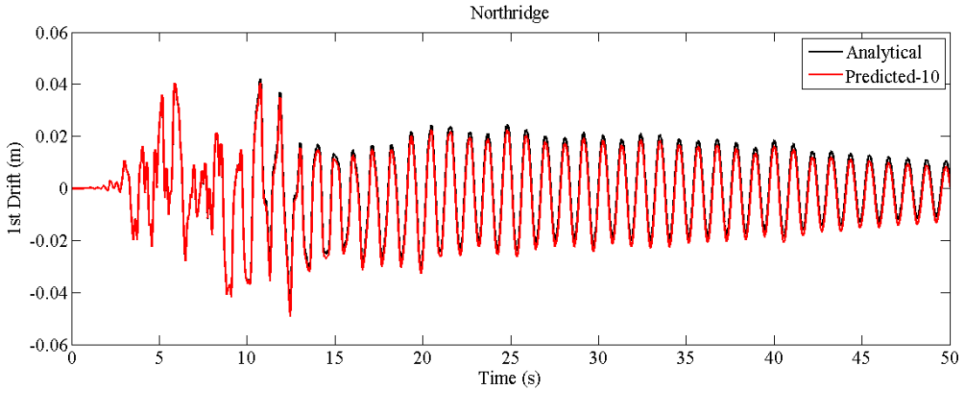


شکل۱۰: دقت پاسخ پیش‌بینی شده برای زمین‌لرزه **Chi-Chi** در حالت مختلف سیستم تطبیقی

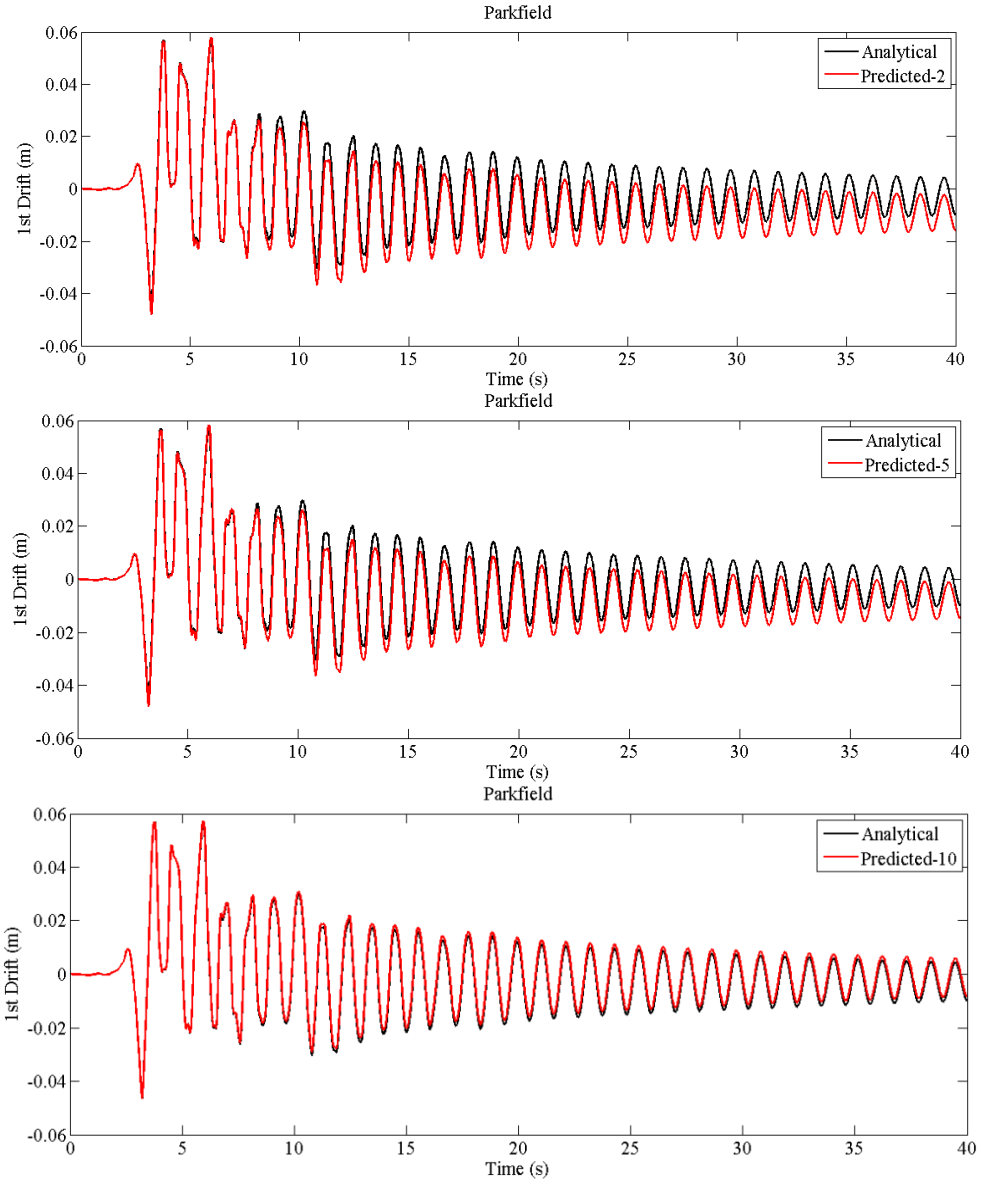


Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



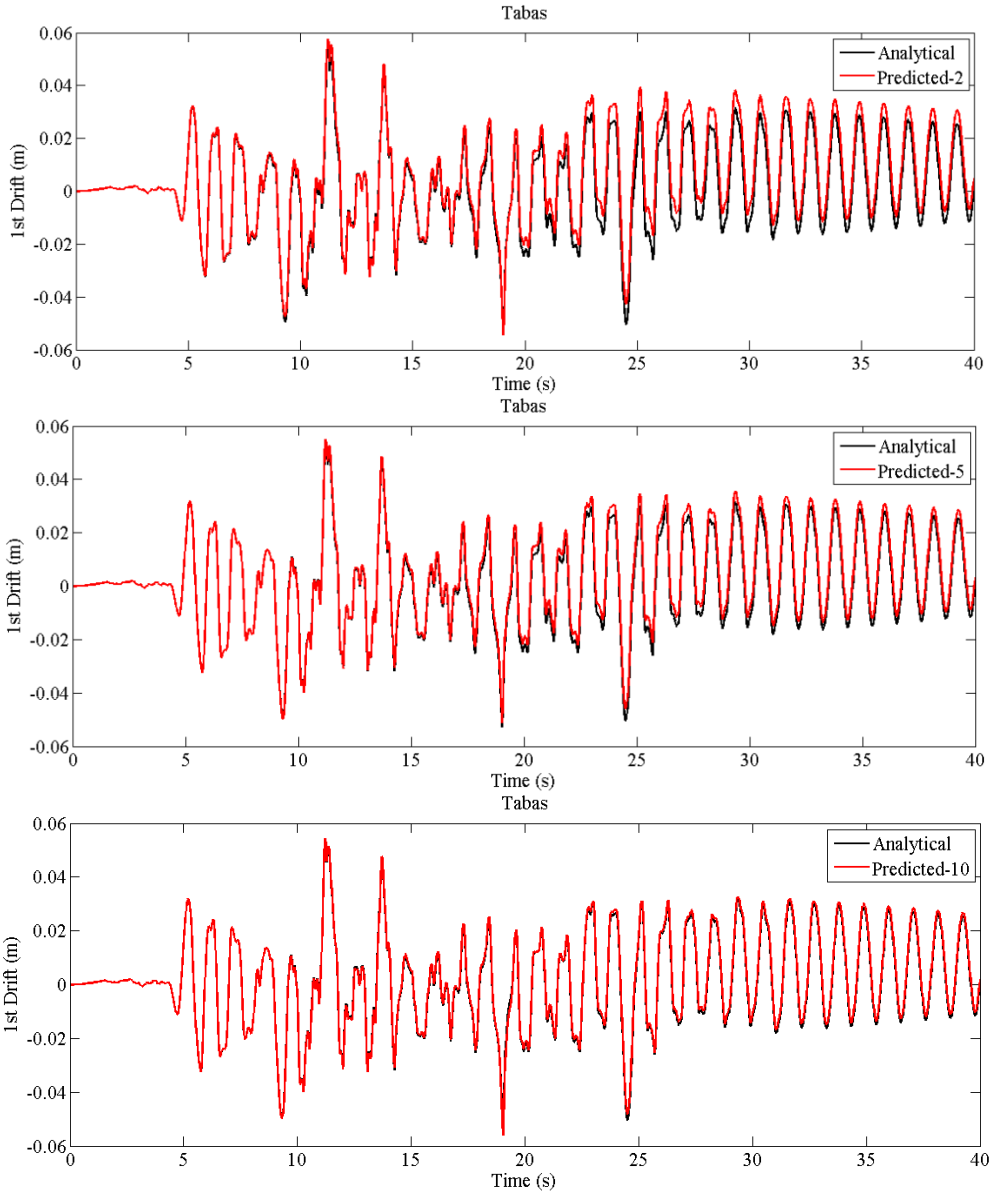
شکل۱۱: دقت پاسخ پیش‌بینی شده برای زمین‌لرزه **Northridge** در حالت مختلف سیستم تطبیقی



شکل۱۲: دقت پاسخ پیش‌بینی شده برای زمین‌لرزه **Parkfield** در حالت مختلف سیستم تطبیقی

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل۱۳: وقت پاسخ پیش‌بینی شده برای زمین‌لرزه **Tabas** در حالت مختلف سیستم تطبیقی

۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک رویکرد آموزش کارآمد برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پاسخ سازه‌های غیرخطی مورد مطالعه قرار گرفت. برای انجام فرآیند آموزش از یک طرح تطبیقی سیستم استنتاجی فازی با مدل TSK ترکیب شده با الگوریتم بهینه‌سازی چندجهانی (MVO) جهت مدل‌سازی رفتار لرزه‌ای سازه‌ها مبتنی بر داده‌ها استفاده شد. مدل آموزشی پیشنهادی، با طرح تطبیقی گام‌های زمانی پیشین و بهینه‌یابی پارامترهای مدل TSK با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی پیاده‌سازی گردید. این طرح با هدف بهبود دقت پیش‌بینی پیشنهاد گردید. در همین راستا پارامترهای توابع عضویت متغیرهای ورودی و ضرایب قواعد فازی به عنوان متغیرهای طراحی انتخاب شدند. همچنین تابع خطای میانگین مربعات (MSE) برای پاسخ تحلیلی و پیش‌بینی شده، به عنوان تابع هدف برای مسئله بهینه‌سازی تعریف گردید. کمیت‌های شتاب زمین و پاسخ مورد انتظار سازه در گام‌های زمانی پیشین به عنوان متغیرهای ورودی برای سیستم استنتاج فازی مدل TSK در نظر گرفته شد. به منظور بررسی تاثیر تعداد گام‌های زمانی پیشین در میزان دقت پیش‌بینی پاسخ سازه از سه حالت ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین استفاده گردید. برای آموزش این سیستم از داده‌های جمع‌آوری شده از نتایج تحلیل تاریخچه زمانی غیرخطی تحت

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۱۰۰ شتاب‌نگاشت با مشخصات مختلف از قبیل نوع گسل، فاصله از گسل و بزرگا استفاده گردید. همچنین برای آزمایش سیستم استنتاجی تعداد ۱۰ شتاب‌نگاشت مورد استفاده قرار گرفت. عملکرد طرح پیشنهادی بر روی یک مدل سازه‌ای قاب برشی با رفتار غیرخطی هیسترزیس مورد ارزیابی قرار گرفت. مدل سازه‌ای یک سازه ساختمانی برشی ۸ طبقه می‌باشد. به منظور ارزیابی دقت نتایج و خطای پیش‌بینی از نتایج تاریخچه زمانی پاسخ دریفت، تاریخچه زمانی خطا و ارتباط پاسخ‌های تحلیلی و پیش‌بینی شده و توزیع خطا استفاده شد. جمع‌بندی نتایج بدست آمده نشان می‌دهند که:

۱. سیستم استنتاجی مدل TSK با ترکیب روش بهینه‌سازی MVO یک روش محاسباتی کارآمد برای آموزش سیستم در راستای پیش‌بینی پاسخ سازه‌های ساختمانی با رفتار غیرخطی می‌باشد.

۲. با افزایش تعداد گام‌های پیشین انتخاب شده برای آموزش سیستم استنتاجی میزان دقت نتایج برای پیش‌بینی پاسخ سازه افزایش یافته و مقدار خطای پاسخ تحلیلی و پاسخ پیش‌بینی شده کاهش چشم‌گیری می‌یابد.

۳. با گذشت زمان در طی زمین‌لرزه، به دلیل تجمیع خطای پیش‌بینی با پیشرفت زمانی محاسبات و وقوع رفتار غیرخطی در سازه، مقدار خطای سیستم استنتاج افزایش می‌یابد.

۴. افزایش تعداد گام‌های پیشین در متغیرهای ورودی سیستم استنتاجی موجب کنترل خطای تجمیعی در طی تاریخچه زمانی پاسخ سازه می‌شود. این قابلیت به‌ازای تمام شتاب‌نگاشت‌های مرحله آزمایش سیستم صادق می‌باشد.

۵. به ازای داده‌های بدست آمده از ۱۰ زمین‌لرزه‌ی گروه آزمایش، با استفاده از سه حالت آموزش با ۲، ۵ و ۱۰ گام زمانی پیشین، تاریخچه زمانی پاسخ دریفت سازه ساختمانی به ترتیب بطور میانگین با خطای مجذور مربعات (MSE) ۲/۸۱۷e-۳، ۱/۲۲۸e-۳ و ۲/۹۵۳e-۴ پیش‌بینی می‌شود.

۶. به طور متوسط، با افزایش تعداد گام‌های زمانی از ۲ به ۱۰ خطای پیش‌بینی ۸۹/۵۲ درصد و از ۲ به ۵ خطای پیش‌بینی ۵۶/۴۱ درصد کاهش می‌یابد.

مراجع

[1] Hajirasouliha, I., Doostan, A. (2010). A simplified model for seismic response prediction of concentrically braced frames. *Advances in Engineering Software*, 41(3), 497-505

[2] Miranda, B. (1999). Approximate Seismic Lateral Deformation Demands in Multistory Buildings. *Journal of Structural Engineering*, 125, 417-425

[3] Kuang, J.S., Huang, K. (2011). Simplified multi-degree-of-freedom model for estimation of seismic response of regular wall-frame structures. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 20, 418-432

[4] Lai, X., He, Z., Wu, Y. (2021). Elastic inter-story drift seismic demand estimate of super high-rise buildings using coupled flexural-shear model with mass and stiffness non-uniformities. *Engineering Structures*, 226, 111378

[5] Bai, J., Zhang, J., Jin, S., Wang, Y. (2021). A simplified computational model for seismic performance evaluation of steel plate shear wall-frame structural systems. *Structures*, 33, 1677-1689

[6] Azizi, M., Ghasemi, S.A.M., Ejlali, R.G., Talatahari, S. (2019). Optimal tuning of fuzzy parameters for structural motion control using multiverse optimizer. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 28(13), e1652

[7] Effati, M., Shahmalekpour, P. (2018).Providing a Method for Predicting the Concrete Slump Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Journal of Structural and Construction Engineering*, 6(1), 127-140. (In Persian)

[8] Naderpour, N., Fakharian, P. (2018). Predicting the torsional strength of reinforced concrete beams strengthened with FRP sheets in terms of artificial neural networks. *Journal of Structural and Construction Engineering*, 5(1), 20-35. (In Persian)

[9] Naderpour, H., Rafiean, A.H., Fakharian, P. (2018). Compressive strength prediction of environmentally friendly concrete using artificial neural networks. *Journal of Building Engineering*, 16, 213-219

[10] Mehrabi, P., Honarbari, S., Rafiei, S., Jahandari, S., Bidgoli, M.A. (2021). Seismic response prediction of FRC rectangular columns using intelligent fuzzy-based hybrid metaheuristic techniques. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

[11] Zhang, R., Chen, Z., Chen, S., Zheng, J., Büyüköztürk, O., Sun, H. (2019). Deep long short-term memory networks for nonlinear structural seismic response prediction. *Computers and Structures*, 220, 55-68
[12] Oh, B.K., Park, Y., Park, H.S. (2020). Seismic response prediction method for building structures using convolutional neural network. *Structural Control and Health Monitoring*, 27(5), e2519
[13] Peng, H., Yan, J., Yu, Y., Luo, Y. (2021). Time series estimation based on deep Learning for structural dynamic nonlinear prediction. *Structures*, 29, 1016-1031
[14] Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8, 338-353
[15] Feng, G. (2010). *Analysis and Synthesis of Fuzzy Control Systems A Model-Based Approach*. CRC Press
[16] Mamdani, E.H. (1974). Applications of fuzzy algorithms for simple dynamic plants. *Procedings of IEEE*, 121(12), 1585–1588
[17] Takagi, T., Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions Systems, Man & Cybernetics*, 15(1), 116–132
[18] Kukolj, D. (2002). Design of adaptive Takagi-Sugeno-Kang fuzzy models. *Applied Soft Computing*, 2, 89-103
[19] Acampora, G., (2011). A TSK Neuro-Fuzzy Approach for Modeling Highly Dynamic Systems. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 146-152
[20] Azar, B.F., Veladi, H., Raeesi, F., Talatahari, S. (2020). Control of the nonlinear building using an optimum inverse TSK model of MR damper based on modified grey wolf optimizer. *Engineering Structures*, 214, 110657
[21] Topcu, I.B., Sarıdemir, M. (2008). Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic. *Computational Materials Science*, 41, 305-311
[22] Shoorehdeli, M.A., Teshnehlab, M., Sedigh, A.K. (2009). Identification using ANFIS with intelligent hybrid stable learning algorithm approaches. *Neural Computing & Applications*, 18, 157-174
[23] Dewan, M.W., Huggett, D.J., Liao, T.W., Wahab, M.A., Okeil, A.M. (2016). Prediction of tensile strength of friction stir weld joints with adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and neural network. *Materials and Design*, 92, 288-299
[24] Harooni, A.B., Marghmaleki, A.N. (2017). Implementing a PSO-ANFIS model for prediction of viscosity of mixed oils. *Petroleum Science and Technology*, 35(2), 155-162
[25] Yinfeng, D., Yingmin, L., Ming, L., Mingkui, X. (2008). Nonlinear structural response prediction based on support vector machines. *Journal of Sound and Vibration*, 311, 886-897
[26] Thaler, D., Stoffel, M., Markert, B., Bamer, F. (2021). Machine-learning-enhanced tail end prediction of structural response statistics in earthquake engineering. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 2021, 1-17
[27] Jang, J.S.R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), 665-685
[28] Chatterjee, A., Watanabe, K. (2006). An optimized Takagi-Sugeno type neuro-fuzzy system for modeling robot manipulators. *Neural Computing & Applications*, 15(1), 55-61
[29] Chen, M.S. (1999). A comparative study of learning methods in tuning parameters of fuzzy membership functions. *IEEE Transactions on Systems, and Cybernetics*, 3, 40-44
[30] Mirjalili, S., Mirjalili, S.M., Hatamlou, A. (2016). Multi-Verse Optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization. *Neural Computing and Applications*, 27, 495-513
[31] Newmark, N.M. (1959). A method of computation for structural dynamics. *Journal of the engineering mechanics division*, 85(3), 67-94
[32] Chopra, A.K. 2012. Dynamics of Structures. Theory and Applications to Earthquake Engineering. 4th Edition, Pearson Education.
[32] Shirgir, S., Azar, B.F., Hadidi, A. (2020), Reliability-based simplification of Bouc-Wen model and parameter identification using a new hybrid algorithm. *Structures*, 27, 297-308
[33] Yang, J. N., Long, F. X., and Wong, D. (1988). Optimal Control of Nonlinear Structures. *Journal of Applied Mechanics*, 55(4), 931-938.
[34] Mohebbi, M., Joghataie, A.(2012), Designing optimal tuned mass dampers for nonlinear frames by distributed genetic algorithms. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 21(1), 57-76
[35] Joghataie, A., Mohebbi, M. (2012), Optimal control of nonlinear frames by Newmark and distributed genetic algorithms. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 21(2), 77-95

Archive of SID.ir