

## Online adaptive Neuro-fuzzy Controller Design to Attenuate the Seismic Responses in a 20-story Benchmark Structure

Rasoul Sabetahd

Department of Civil Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran

Seyed Arash Mousavi Ghasemi\*

Department of Civil Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran

Ramin Vafaei Poursorkhabi

Department of Civil Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran

Ardashir Mohammadzadeh

Multidisciplinary Center for Infrastructure Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang  
110870, China

Yousef Zandi

Department of Civil Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran

\*amousavi2000@iaut.ac.ir

DOI: 10.30495/CIVIL.2023.698648

### Keywords:

Online adaptive controller,  
20-story benchmark structure,  
MLP neural network,  
Adaptive neuro-fuzzy type 2 controller,  
Simple adaptive controller

### Abstract

In the present research, design of a strong and online adaptive controller in the active cable control system is discussed to overcome the earthquake vibrations of multi-story buildings. Considering all variables as unknown, this study introduces a new type 2 adaptive neuro-fuzzy controller. Using the MLP neural network (multi-layer perceptrons), Jacobian and the structural system estimation are extracted. This estimated structural system model is implemented into the online controller system in the next step. Adaptive controllers are tuned using a post-propagation algorithm and Extended Kalman Filter and are thus able to control and tune the controllers and the cable system. In this method, a PID controller is also used, which increases the strength and stability of the adaptive neural-fuzzy controller system two against earthquake vibrations. The superiority of the proposed controller system over an online simple adaptive controller is also demonstrated. This controller is utilized as an implicit reference model. In this proposed method, Extended Kalman Filter is innovatively used to tune online controllers. In this research, the performance of both controllers is investigated under the far and near fault field pressures. Based on the numerical results, the adaptive neural-fuzzy controller performs about 21% better than the online simple adaptive controller in minimizing the seismic responses of the structure during an earthquake and reaching the control criteria when the parametric characteristics of the structure change.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license: (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## طراحی کنترل کننده عصبی - فازی تطبیقی آنلاین برای تضعیف پاسخ‌های لرزه‌ای سازه بنچمارک ۲۰ طبقه

رسول ثابت عهد

گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

سید آرش موسوی قاسمی\*

گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

رامین وفایی پورسرخابی

گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

اردشیر محمدزاده

مرکز چند رشته ای مهندسی زیرساخت، دانشگاه فناوری شن یانگ

یوسف زندی

گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران

\*[amousavi2000@iaut.ac.ir](mailto:amousavi2000@iaut.ac.ir)

تاریخ پذیرش: ۲۰ دی ۱۴۰۱

تاریخ دریافت: ۲۸ آبان ۱۴۰۱

### چکیده

در این مطالعه به طراحی یک کنترل کننده تطبیقی قوی و آنلاین در سیستم کنترلی فعال کابلی، جهت غلبه بر ارتعاشات لرزه‌ای در ساختمان‌های چندطبقه‌ای پرداخته می‌شود. در این پژوهش یک کنترل کننده عصبی- فازی تطبیقی نوع ۲ جدید پیشنهاد شده که در تمام پارامترهای سیستم نامشخص در نظر گرفته می‌شود. از شبکه ی عصبی پیشخور چندلایه برای استخراج ژاکوبین و تخمین مدل سیستم سازه‌ای استفاده می‌شود. سپس، مدل تخمین زده شده بر روی کنترل کننده به صورت آنلاین اعمال می‌شود. برای تنظیم نیروی کنترلی اعمال شده به سیستم کابلی و دستیابی به اهداف کنترلی، پارامترهای کنترل کننده به طور تطبیقی با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته و الگوریتم پسانتشار خطا آموزش داده می‌شوند. در این روش از یک کنترل کننده PID نیز استفاده شده که منجر به استحکام و پایداری سیستم کنترل کننده پیشنهادی در برابر ارتعاشات لرزه‌ای می‌شود. همچنین جهت نشان دادن برتری سیستم کنترل کننده پیشنهادی از یک کنترل کننده تطبیقی ساده و آنلاین نیز استفاده می‌شود. این کنترل کننده که به عنوان مدل مرجع ضمنی است از فیلتر کالمن توسعه یافته برای تنظیم آنلاین پارامترهای کنترل کننده به عنوان یک نوآوری جدید استفاده می‌شود. در این تحقیق عملکرد هر دو کنترل کننده تحت تحریکات لرزه‌ای میدان دور و میدان نزدیک گسل بررسی می‌شود. بر اساس نتایج عددی به دست آمده، کنترل کننده عصبی- فازی تطبیقی نوع ۲ در به حداقل رساندن پاسخ‌های لرزه‌ای سازه در هنگام زلزله و رسیدن به اهداف کنترلی زمانی که ویژگی‌های پارامتری سازه تغییر می‌کند، در مورد نسبت دررفت بین طبقه‌ای تا ۲۱ درصد بهتر از کنترل کننده تطبیقی ساده آنلاین عمل می‌کند.

**کلید واژگان:** کنترل کننده تطبیقی آنلاین، سازه مبنای ۲۰ طبقه، شبکه عصبی پیشخور چندلایه، کنترل کننده عصبی- فازی

تطبیقی نوع ۲، کنترل تطبیقی ساده.

## ۱- مقدمه

امروزه برخی از بلایای طبیعی مانند زلزله‌هایی در مقیاس بزرگ و بادهای شدید می‌توانند خسارات قابل توجهی به زندگی انسان‌ها وارد کرده و صدمات و پیامدهای عظیم اقتصادی داشته باشند. در نتیجه، کنترل سازه یک طرح مدرن و کارآمد برای کاهش پاسخ‌های دینامیکی و جلوگیری از آسیب یا فروپاشی بیش از حد در سازه‌ها است [۱، ۲]. استراتژی‌های کنترل می‌توانند سطح قابل قبولی از راحتی و قابلیت سرویس‌دهی را برای کاربران تضمین کرده و در عین حال به طراح اجازه می‌دهد تا انعطاف‌پذیری در سیستم سازه‌ای را افزایش داده و استفاده از مصالح را کاهش دهد [۳]. چهار گروه از این سیستم‌های کنترل شامل سیستم‌های فعال، نیمه فعال، غیر فعال و سیستم‌های کنترل تطبیقی هستند [۴]. قابل توجه است که استراتژی‌های کنترل نیمه فعال و ترکیبی در اجرا نسبت به سایر استراتژی‌ها امکان‌پذیرتر هستند و همیشه مبتنی بر الگوریتم‌های کنترل فعال هستند [۵]. استراتژی‌های کنترل نیمه فعال و ترکیبی دارای مزایای قابل توجهی هستند که آنها را برای اهداف کنترلی بسیار محبوب می‌کند.

الگوریتم‌های اصلی که به طور گسترده برای تنظیم نیروی کنترل اعمال شده در سیستم کنترل فعال به کار می‌روند، LQR،  $H_2$  و  $H_\infty$ ، کنترل بنگ-بنگ، کنترل کننده منطق فازی، تنظیم کننده‌های بازخورد شتاب، کنترل کننده‌های ردیابی بهینه پیش‌خور و بازخورد، کنترل مد لغزشی، کنترل کننده PID فازی و کنترل کننده PID هستند. اکثر مطالعات در زمینه کنترل سازه بر اساس پارامترهای اسمی آنها انجام می‌شود [۶-۱۴].

با این حال، در سازه‌های واقعی، پاسخ‌های سیستم سازه‌ای به دلیل ساده‌سازی مدل سازه‌های مهندسی، تخمین‌ها و فرضیات، منجر به برآورد پارامترهایی می‌شوند که با مقادیر واقعی متفاوت هستند. همچنین پیش‌بینی بارهای زیست محیطی مانند باد و زلزله شامل مقدار زیادی عدم قطعیت است. از سوی دیگر، احتمال آسیب به اجزای سازه در اثر حوادث شدید محیطی مانند زلزله و بار باد وجود دارد.

پژوهشگران در مقاله‌ای مبتکرانه در رابطه با رویکرد خودتنظیم آنلاین، از یک سیستم استنتاج فازی برای تنظیم پارامترهای سیستم سازه‌ای و بهبود ضعف‌های روش کنترل تطبیقی ساده استفاده کردند [۱۵]. ساختار کنترل پیشنهادی با توجه به عدم قطعیت موجود در مدل و بدون توجه به آن ارزیابی شد. مطابق با روش پیشنهادی محققان، یک مدل کنترل مدل لغزشی مرجع می‌تواند ارتعاش سازه را تحت زمین لرزه با در نظر گرفتن AMD در سازه‌ی غیرخطی چند درجه آزادی به حداقل برساند [۱۶]. در تحقیقی دیگر پژوهشگران یک کنترل مد لغزشی ترمینال غیر

منفرد را برای بررسی عملکرد کنترل در معرض تحریکات لرزه‌ای پیشنهاد کردند. این کنترل کننده پیشنهادی رو یک سیستم سه درجه آزادی با یک دستگاه کنترل هیبریدی الحاق شده به سازه مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از پژوهش حاکی از آن است که کنترل کننده پیشنهادی از برخی نظرات مانند منطق فازی و کنترل کننده‌های مد لغزشی در عملکرد و کاهش ارتعاش لرزه‌ای بهتر عمل می‌کند [۱۷]. بسیاری از مطالعات موجود در ادبیات گسترده‌تر با موفقیت طرح‌های کنترل تطبیقی را بر روی سازه‌ها اجرا کرده‌اند [۱۸-۲۱]. برخی از کنترل کننده‌ها، مانند کنترل کننده تطبیقی ساده، که اخیراً مورد مطالعه قرار گرفته است، می‌توانند جهت کاهش پاسخ لرزه‌ای سازه‌ها تحت تحریک‌های لرزه‌ای مورد استفاده قرار گیرند [۲۲]. با این وجود، نگاه دقیق‌تر به ادبیات در این زمینه، خلأها و کاستی‌های متعددی را آشکار می‌سازد. هیچ تحقیقی در ادبیات موجود در مورد کاهش پاسخ‌های لرزه‌ای در سازه‌های مجهز به سیستم کنترل فعال کابلی با استفاده از کنترل کننده عصبی- فازی نوع ۲ تطبیقی وجود ندارد.

- مزایای قابل توجه روش کنترل پیشنهادی به شرح زیر خلاصه می‌شود:
- پارامترهای سیستم سازه ناشناخته فرض شده و کنترل کننده در به صورت آنلاین طراحی شده است.
- کنترل کننده عصبی- فازی نوع ۲ تطبیقی<sup>۱</sup> مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه یافته برای بهبود عملکرد سیستم سازه ای و کاهش پاسخ های ناشی از زلزله های مختلف معرفی شده است.
- به دلیل سازگاری این کنترل کننده، نیازی به تنظیمات اولیه توسط اپراتور ندارد.
- از آنجایی که دینامیک سیستم نامشخص است، از شبکه عصبی MLP برای مدل سازی و استخراج ژاکوبین سیستم استفاده می‌شود.
- کنترل کننده پیشنهادی می‌تواند بر پارامترهای نامشخص و سیستم متغیر با زمان غلبه کند.

## ۲- مواد و روش ها

## ۲.۱. مجموعه های فازی نوع ۲

مجموعه‌های فازی نوع ۲ با ثابت نگه داشتن  $x$  و تبدیل  $\mu_A(x)$  به  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  که به عضویت ثانویه معروف است، به دست می‌آیند. مجموعه ایجاد شده به صورت زیر بازنمایی می‌شود [۲۳]:

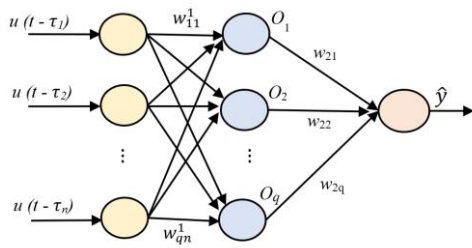
$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \int_{x \in X} \frac{\mu_A(x, u)}{(x, u)} \quad (1)$$

<sup>1</sup>Adaptive type-2 neuro-fuzzy controller (AT2NF)

### ۳. طرح کنترل پیشنهادی

#### ۳.۱. بررسی ساختار شبکه عصبی پیشخور چندلایه

یکی از مهمترین شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه عصبی پیشخور چند لایه است. در شکل ۲ می‌توان ساختار این شبکه را مشاهده کرد.



شکل ۲ - ساختار شبکه عصبی MLP برای شناسایی سیستم [۲۵].

عبارات نشان داده شده در شکل ۲ به صورت زیر تعریف شده‌اند: ورودی‌های شبکه‌های عصبی با عبارت زیر نمایش داده شده‌اند.

$$u(t - \tau_1), u(t - \tau_2), \dots, u(t - \tau_n) \quad (۱)$$

در این رابطه  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$  نشان دهنده تاخیرهای ثابت می‌باشند. شبکه عصبی MLP نمونه‌های زمان قبلی و سیگنال کنترل و را به عنوان ورودی برای دریافت می‌کند.  $u(t)$  مجموع سیگنال کنترل و سیستم خروجی در لحظه  $t$  است.  $w_{11}^1, w_{12}^1, \dots, w_{1n}^1$  وزن لایه میانی متصل به اولین نورون را نشان می‌دهد.  $w_{21}^1, w_{22}^1, \dots, w_{2n}^1$  وزن لایه میانی متصل به نورون دوم را نشان می‌دهد.  $w_{q1}^1, w_{q2}^1, \dots, w_{qn}^1$  وزن لایه میانی متصل به نورون  $q$  را نشان می‌دهد.  $q$  تعداد نورون‌های این لایه را نشان می‌دهد. وزن‌های مرتبط با خروجی و نورون‌های لایه میانی با  $w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2q}$  نشان داده می‌شوند.

اکنون خروجی این شبکه عصبی از طریق مراحل که در زیر توضیح داده شده است به دست می‌آید:

۱- ورودی شبکه عصبی، سیگنال کنترلی و خروجی سیستم در نمونه زمان‌های قبلی می‌باشد.

۲- بر اساس معادلات زیر می‌توان خروجی نورون در لایه میانی را محاسبه کرد:

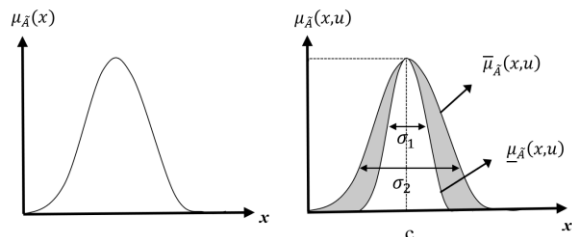
$$net_i = w_i^1 U \quad (۲)$$

$$o_i = g(net_i), i = 1, \dots, q \quad (۳)$$

جایی که:

$$U = [u(t - \tau_1), u(t - \tau_2), \dots, u(t - \tau_n)]^T \quad (۴)$$

این مجموعه‌ها بر اساس شکل تابع عضویت ثانویه نام گذاری می‌شوند: (شکل ۱).



شکل ۱- ناحیه اثر عدم قطعیت یک مجموعه فازی نوع ۲ [۲۴]

#### ۲.۲. کنترل تطبیقی

چنانچه پارامترهای یک سیستم نامعلوم باشد و یا با زمان تغییر کنند، دیگر کنترل کننده‌های کلاسیک قادر به تضمین خواسته‌های کنترلی ما نخواهند بود. در چنین شرایطی از کنترل کننده‌های تطبیقی بهره می‌گیریم. کنترل تطبیقی متفاوت از کنترل مقاوم می‌باشد اگر چه در هر دو راهکار هدف مقابله با نامعینی و عدم قطعیت‌های مدل می‌باشد. در کنترل تطبیقی ما نیاز به دانستن محدوده برای پارامترهای توأم با عدم قطعیت نداریم. در کنترل تطبیقی مسئله تطبیق پارامتر توسط قانون‌های تطبیقی ارائه می‌شود و در واقع این مسئله به صورت دینامیکی (و نه استاتیکی) حل می‌شود. بنابراین با توجه به اینکه کنترل کننده‌های متداول در سیستم‌های سازه‌ای همچون کنترل کننده فازی، PID، مدل‌گزشی و غیره به نحوی طراحی می‌شوند که بهترین عملکرد را تحت شرایط عملکردی مشخص داشته باشند در حالی که در شرایط عملکردی متفاوت عملکرد کنترلی آنها کاهش می‌یابد و پارامترهای تنظیم کنترل کننده‌های متداول ممکن است برای نقطه عملکرد جدید مناسب نباشد. برای این منظور تعیین نیروی کنترلی و عملکرد دینامیکی از محرک فعال در یک طیف وسیعی از شرایط عملکردی، کنترل کننده‌های تطبیقی مناسب هستند. استفاده از کنترل کننده‌های فازی برای تنظیم ولتاژ یا نیروی کنترلی در سال‌های اخیر محبوبتر شده‌اند. زیرا اولاً مستقل از مدل سیستم هستند و اجازه نمی‌دهند پیچیدگی‌های مدل سیستم دینامیکی در فرایند طراحی گنجانده شوند. دوماً عملکرد کنترل کننده‌های فازی به دانش بشری بستگی دارد که این نوع کنترل کننده‌ها بسیار محبوب کرده‌اند.

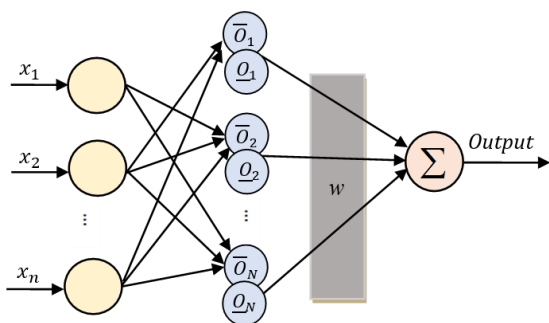
از آنجایی که الگوریتم کنترلی باید بتواند تحت زمین لرزه‌های مختلف زمین جهت کاهش پاسخ‌های لرزه‌ای سازه به طور کارآمد عمل کند، شبکه‌های عصبی فازی می‌تواند به عنوان یک ساختار کنترلی مناسب برای چنین سیستم‌هایی از نظر مزیت فازی برای کاهش عدم قطعیت و عصبی برای یادگیری در نظر گرفته شود.

### ۲.۳. محاسبه ژاکوبین MLP و ساختار کنترل کننده عصبی - فازی نوع ۲

با استفاده از مدل به دست آمده، ژاکوبین سیستم محاسبه می‌شود:

$$\frac{\partial \Delta f}{\partial u_c} = ([w_{11}^1, w_{21}^1, \dots, w_{q1}^1] \text{diag}[g'(net_1), \dots, g'(net_q)] w_2) \quad (13)$$

طبق رابطه ۱۳، مشتق خروجی سیستم را نسبت به ورودی کنترلی نشان می‌دهد. عبارت  $[w_{11}^1, w_{21}^1, \dots, w_{q1}^1]$  بردار وزنه‌های متصل به اولین ورودی و نورون‌های لایه میانی در نظر گرفته شده است. عبارت  $\text{diag}(A)$  نشان‌دهنده بردار قطری ماتریس  $A$  است. عبارت  $[g'(net_1), \dots, g'(net_q)]$  بردار مشتق خروجی نورون‌ها را بر اساس ورودی‌های آنها نشان می‌دهد. بردار وزنه‌های متصل به خروجی و نورون‌های لایه میانی با  $w_2$  نشان داده می‌شود. شکل ۳ ساختار شبکه عصبی - فازی را نشان می‌دهد.



شکل ۳ - ساختار کنترل کننده عصبی فازی نوع ۲.

مطابق شکل ۳،  $N$  تعداد نورون‌های لایه میانی را نشان می‌دهد. همچنین، جابجایی و مشتق جابجایی ورودی‌های شبکه عصبی - فازی می‌باشد. با توجه به قوانین شلیک فازی (معادله ۱۴)، خروجی پیشخور کنترل کننده از طریق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\bar{O}_k = \exp\left(-\frac{\|X - C_k\|^2}{\sigma_k^2}\right) \quad (14)$$

$$O_k = \exp\left(-\frac{\|X - C_k\|^2}{\sigma_k^2}\right)$$

در جایی که  $C_k$  مرکز تابع گاوسی است،  $\sigma_k$  عرض تابع گاوسی و  $k = 1, 2, \dots, N$  است. بر اساس کاهش مرتبه ساده Nie-Tan، از معادله ۱۵ برای محاسبه خروجی شبکه عصبی - فازی استفاده می‌شود:

$$u_c = w^T Z \quad (15)$$

$$w_i^1 = [w_{i1}^1, w_{i2}^1, \dots, w_{in}^1] \quad (5)$$

$$g(net_i) = \frac{1 - \exp(-net_i)}{1 + \exp(-net_i)} \quad (6)$$

خروجی شبکه عصبی MLP را می‌توان با استفاده از معادله زیر محاسبه کرد:

$$y = w_2 O \quad (7)$$

که در آن:

$$O = [o_1, o_2, \dots, o_q]^T \quad (8)$$

$$w_2 = [w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2q}] \quad (9)$$

وزن‌های این شبکه عصبی در راستای به حداقل رساندن تابع هزینه آموزش داده می‌شود:

$$E = \frac{1}{2} e_{est}^2 = \frac{1}{2} (y_d - \hat{y})^2 \quad (10)$$

مطابق معادله ۱۰،  $y_d$  نشان دهنده خروجی مورد نظر و  $\hat{y}$  خروجی شبکه عصبی است. با استفاده از الگوریتم‌های گرادیان نزولی و پس انتشار خطا در آموزش این شبکه وزن‌ها در گام  $t + 1$  با رابطه  $w(t + 1) = w(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w}$  بدست آورد. جهت بدست آوردن آن‌ها می‌بایست از قانون مشتق‌گیری زنجیره‌ها استفاده شود. برای بدست آوردن  $\frac{\partial E}{\partial w}$ ، قانون مشتق‌گیری زنجیره‌های  $\frac{\partial E}{\partial w} = \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial w}$  اعمال می‌شود. طبق رابطه ۱۱، قانون آموزشی وزن‌ها با جایگزینی  $\frac{\partial E}{\partial e} = e$ ،  $\frac{\partial e}{\partial \hat{y}} = -1$ ،  $\frac{\partial \hat{y}}{\partial w} = 0$  معادله زیر قاعده وزن‌های آموزشی را نشان می‌دهد.

$$w_2(t + 1) = w_2(t) + \eta e_{est} O \quad (11)$$

قانون تطبیقی برای وزن‌های لایه اول به صورت زیر بدست می‌آید:

$$w_i^1(t + 1) = w_i^1(t) + \eta e_{est} g'(net_i) w_{2i} U \quad (12)$$

در رابطه با معادله ۱۲،  $w_i^1$  بردار وزن نورون‌ها را در لایه میانی متصل به لایه نشان می‌دهد.  $g'(net_i)$  مشتق  $g(net_i)$  بر اساس ورودی  $net_i$  است. قابل توجه است که  $\eta$  نشان دهنده نرخ آموزش گرادیان نزولی است که بر اساس آن نرخ تطبیقی ثابت در این تحقیق در نظر گرفته شده است.

$$E = \frac{1}{2}e^2 = \frac{1}{2}(\Delta f)^2 \Rightarrow \frac{\partial E}{\partial \Delta f} = \Delta f$$

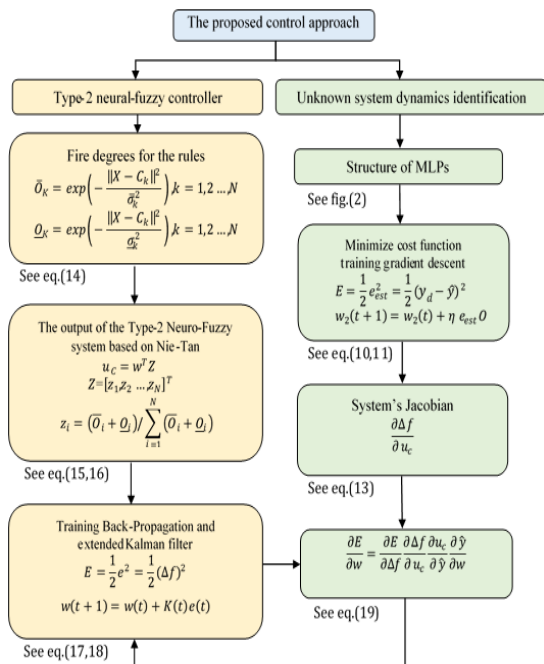
$$u_c = \hat{y} \Rightarrow \frac{\partial u_c}{\partial \hat{y}} = 1 \quad (20)$$

$$\hat{y} = w^T Z \Rightarrow \frac{\partial \hat{y}}{\partial w} = Z$$

که در آن  $Z$  از طریق رابطه ۲۰ به دست می‌آید.

### ۴.۳ ساختار کنترل کننده پیشنهادی

سیستم‌های سازه دارای دینامیک غیرخطی و همچنین عدم قطعیت‌های پارامتریک و لرزه‌ای هستند. در چنین شرایطی، کنترل کننده‌هایی با نرخ بهره ثابت به درستی کار نمی‌کنند. از این رو، یک کنترل کننده تطبیقی با قوی برای مقابله با این عدم قطعیت‌ها ضروری است تا بین ثبات و دقت تعادل ایجاد شود (شکل ۴).



شکل ۴ - فلوچارت استراتژی کنترل سازه با توجه به رویکرد پیشنهادی

جهت ساخت کنترل کننده‌های پیشرفته و شناسایی سیستم‌های پیچیده مطالعات زیادی درباره رویکردهای کنترل هوشمند، مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی یا شبکه‌های عصبی-فازی و منطق فازی انجام و مورد بررسی قرار گرفته است [۲۶].

در رابطه با این معادله،  $w$  بردار وزن‌ها در لایه خروجی است و  $Z$  در زیر تعریف می‌شود:

$$Z = [z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_N]^T \quad (16)$$

$$z_i = (\bar{o}_i + \underline{o}_i) / \sum_{i=1}^N (\bar{o}_i + \underline{o}_i)$$

در رابطه با معادله ۱۶،  $N$  تعداد قوانین یا نورون‌ها را در لایه میانی نشان می‌دهد.

۳.۳ الگوریتم پس انتشار خطا و فیلتر کالمن توسعه یافته برای آموزش کنترل کننده عصبی-فازی نوع ۲

آموزش وزن‌ها با توجه به پس انتشار خطا و فیلتر کالمن توسعه یافته در اینجا ارائه شده است. در ابتدا، مربع خطا بین پاسخ بهینه (صفر شدن تغییر مکان سقف بام) و خروجی شبکه در  $t$  به عنوان تابع هزینه شناخته می‌شود:

$$E = \frac{1}{2}e^2 = \frac{1}{2}(\Delta f)^2 \quad (17)$$

در رابطه با معادله ۱۷،  $e$  نشان دهنده خطای جابجایی سقف بام در محور  $x$  است. با توجه به قانون آموزشی پس انتشار خطا و فیلتر کالمن توسعه یافته، تابع هزینه از پارامترهای شبکه عصبی-فازی استخراج شده است.

$$w(t+1) = w(t) + K(t)e(t)$$

$$p(t+1) = p(t)[I - K(t)\phi^T(t)] + Q_p(t) \quad (18)$$

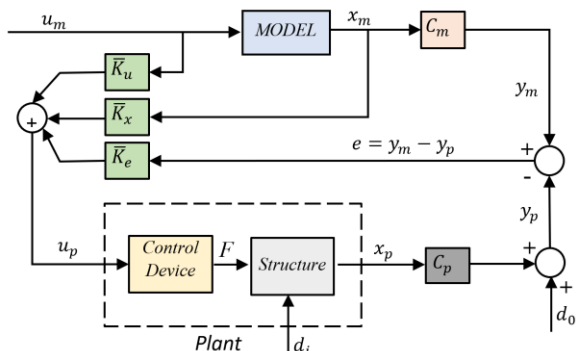
$$K(t) = \frac{p(t)\phi(t)}{R_m(t) + \phi^T(t)p(t)\phi(t)}$$

با توجه به پارامترهای شبکه عصبی فازی در جایی که تابع هزینه را نشان می‌دهد و از طریق معادله ۱۸ محاسبه می‌شود،  $w$  نیز بردار وزن‌ها را در آخرین قسمت را نشان می‌دهد.  $\phi(t)$  مشتق خروجی سیستم عصبی-فازی را نسبت به پارامترهای قوانین نشان می‌دهد. با استفاده از مشتق زنجیره‌ای،  $\frac{\partial E}{\partial w}$  به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\frac{\partial E}{\partial w} = \frac{\partial E}{\partial \Delta f} \frac{\partial \Delta f}{\partial u_c} \frac{\partial u_c}{\partial \hat{y}} \frac{\partial \hat{y}}{\partial w} \quad (19)$$

که در آن  $u_c$  نشان‌دهنده سیگنال کنترل است و خروجی در شبکه عصبی MLP با  $\hat{y}$  نمایش داده می‌شود. قابل ذکر است که  $\frac{\partial \Delta f}{\partial u_c}$  ژاکوبین سیستم است که از طریق مدل بدست آمده از سیستم شبکه عصبی MLP، به صورت زیر محاسبه می‌شود:

در این پژوهش از یک کنترل کننده تطبیقی ساده برای ارزیابی کنترل کننده سیستم عصبی- فازی نوع ۲ استفاده شده است. محققان روش SAC را بر اساس کنترل تطبیقی مرجع ضمنی یا مستقیم کلاسیک معرفی کردند [۳]. سپس، این الگوریتم توسعه یافت، که بسیاری از مشکلات روش کلاسیک را هنگام اجرای یک سیستم چند خروجی چند ورودی بهبود بخشید. بلوک نمودار SAC در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶- بلوک دیاگرام سیستم کنترل تطبیقی ساده [۳]

به دو حالت زیر می‌توان رفتار دینامیکی سازه کنترل شده را نمایش داد

[۲۷]:

$$\dot{x}_p(t) = A_p x_p(t) + B_p u_p(t) + d_i(t) \quad (21)$$

$$y_p(t) = C_p x_p(t) + d_o(t) \quad (22)$$

در جایی که بردار حالت پلنت با ابعاد  $n \times 1$  را نشان می‌دهد،  $u_p$  بردار نیروی کنترل ورودی با ابعاد  $m \times 1$  را نشان می‌دهد،  $y_p$  نشان دهنده خروجی پلنت با ابعاد  $q \times 1$  است. همچنین ماتریس حالت با ابعاد  $n \times n$  با  $A_p$  نشان داده می‌شود،  $B_p$  ماتریس ورودی با ابعاد  $n \times m$  و  $C_p$  نشان دهنده ماتریس خروجی  $q \times n$  است. با توجه به معادله بالا،  $d_i(t)$  اختلال در سیستم و  $d_o(t)$  اختلال در حسگرها است. مدل مرجع در فضای حالت به صورت زیر نشان داده شده است

[۲۸، ۲۹]

$$\dot{x}_m(t) = A_m x_m(t) + B_m u_m(t) \quad (23)$$

$$y_m(t) = C_m x_m(t) \quad (24)$$

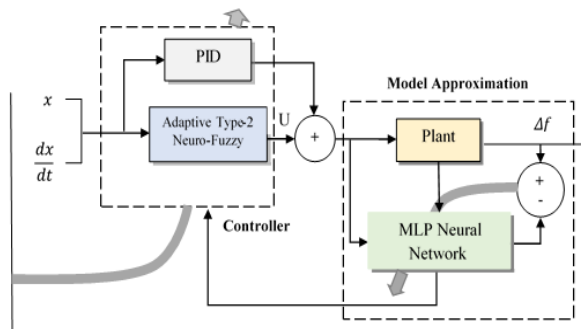
جایی که بردار حالت مدل مرجع با ابعاد  $n_m \times 1$  را نشان می‌دهد،  $u_m$  بردار کنترل ورودی با ابعاد  $m \times 1$  را نشان می‌دهد و  $y_m$  نشان دهنده بردار خروجی مرجع با ابعاد  $q \times 1$  است. علاوه بر این، ماتریس حالت  $n_m \times n_m$  با  $A_m$  نشان داده می‌شود،  $B_m$  نشان دهنده ماتریس ورودی  $m \times n_m$  و ماتریس خروجی  $q \times n_m$  با  $C_m$  نشان

این مطالعات اغلب به دو روش انجام می‌شود که به شرح زیر است:

- هنگامی که دینامیک سیستم مشخص است و کنترل کننده به صورت آنلاین طراحی می‌شود.
- هنگامی که کنترل کننده به صورت آفلاین طراحی شده و دینامیک سیستم ناشناخته است.

برای این منظور در حالت دوم، از الگوریتم‌های تکاملی برای بهینه‌سازی کنترل کننده استفاده می‌شود و پارامترهای بهینه شده بر روی سیستم اعمال می‌شوند. اساس فرضیه در نظر گرفته شده در اینجا این است که پارامترهای سیستم به طور غیر مستقیم شناخته شده است. بنابراین، یک کنترل کننده عصبی- فازی تطبیقی نوع ۲ جدید در اینجا در نظر گرفته می‌شود که با فرض ناشناخته بودن دینامیک سیستم، می‌تواند عدم قطعیت بیشتری نسبت به سیستم‌های فازی نوع ۱ مدل سازی کند.

کنترل کننده پیشنهادی (شکل ۵) به طور چشمگیری حساسیت به پارامترهای سیستم را کاهش می‌دهد و سرعت پاسخ خروجی را افزایش می‌دهد. علاوه بر این، این کنترل کننده محاسبات را از طریق کاهش مرتبه بهینه می‌کند و می‌تواند خود را با شرایط جدید تطبیق دهد. در این پژوهش، پارامترهای سیستم ناشناخته فرض می‌شوند.



شکل ۵- ساختار استراتژی کنترل پیشنهادی

ویژگی‌های اصلی این روش کنترلی پیشنهادی به شرح زیر است:

- نیازی به تنظیمات اولیه توسط اپراتور ندارد.
- می‌تواند بر پارامترهای نامشخص و سیستم متغیر زمان غلبه کند.
- یک کنترل کننده PID برای افزایش پایداری و استحکام به کنترل کننده عصبی- فازی نوع ۲ اضافه شده است.
- دینامیک سیستم سازه کاملاً نامشخص در نظر گرفته می‌شود.
- برخلاف روش‌های مشابه دیگر نیازی به ژاکوبین پلنت نیست.
- عملکرد در یک سیستم سازه‌ای در مقیاس بزرگتر قابل ارزیابی است.

۵.۳. کنترل کننده تطبیقی ساده<sup>۲</sup>

<sup>۲</sup> Simple adaptive controller (SAC)

فراموش کننده در معادله بالا است که برای جلوگیری از واگرایی بهره انتگرال تحت اغتشاشات استفاده می شود.

صرف نظر از عبارت  $\bar{\sigma}$ ،  $\bar{K}_I(t)$  یک انتگرال کننده کامل است و هر زمان که ردیابی کامل ( $e_y = 0$ ) امکان پذیر نباشد، پتانسیل رشد نامحدود را دارد. در نتیجه، این اصطلاح ممکن است به مقادیر غیر ضروری و بزرگ برسد یا حتی واگرا شود. لازم به ذکر است که شرایط کنترل تطبیقی انتگرال فقط پایداری الگوریتم تطبیقی مستقیم را در معادله ۲۹ تضمین می کند. برای افزایش همگرایی سیستم حلقه بسته به سمت ردیابی کامل، شرایط کنترل تطبیقی متناسب اضافه شده است [۳۰]. برای تنظیم کنترل کننده SAC، پارامترهای معادله ۳۰ و ۳۱ باید به درستی تنظیم شوند. فرآیند انتخاب اغلب با آزمون و خطا انجام می شود و نیاز به تحلیل های حساسیت زیادی دارد و همواره این شک وجود دارد که آیا به مناسب ترین مقادیر منجر می شود یا خیر. مطابق با معادله ۳۲، مدل مرجع به گونه ای انتخاب می شود که خروجی  $y_m$  به  $-\bar{Y}_{max}$  و  $\bar{Y}_{max}$  ( $-\bar{Y}_{max} \leq y_m \leq \bar{Y}_{max}$ ) در هر زمان تحت ورودی های ناشناخته محدود شود. در  $u_m$  فرض بر این است که شتاب زلزله توسط هیچ سنسوری اندازه گیری نمی شود. از این رو، عبارت  $\bar{K}_u(t)u_m(t)$  از روند تولید فرمان کنترل حذف می شود. حالت های مدل مرجع به صورت زیر در نظر گرفته می شوند:

$$x_m = \begin{bmatrix} \bar{q}_m \\ \dot{\bar{q}}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int \dot{\bar{q}}_m dt \\ \bar{q}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \int y_m dt \\ y_m \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$y_m = y_p \quad \text{if } |y_p| < \bar{Y}_{max}$$

$$y_m = \text{sign}(y_p) \bar{Y}_{max} \quad \text{if } |y_p| \geq \bar{Y}_{max}$$

جایی که  $\bar{q}_m$  و  $\dot{\bar{q}}_m$  نشان دهنده جابجایی و سرعت مدل مرجع و  $\bar{Y}_{max}$  نشان دهنده بردار حداکثر مقدار قابل قبول برای خروجی مدل است.  $\bar{Y}_{max}$  می تواند هر مقداری مساوی یا بزرگتر از صفر داشته باشد. مقدار بهینه برای  $\bar{Y}_{max}$  به هدف مطالعه، مانند به حداقل رساندن رانش، شتاب، یا سایر پاسخ های سازه ای بستگی دارد. با توجه به این مطالعه، فرض بر این است که  $\bar{Y}_{max} = 0$  باعث می شود که کنترل کننده جابجایی طبقه بالای سازه را کاهش دهد. به عنوان نوآوری پارامترهای ماتریس  $\bar{\sigma}$  و ماتریس های مورب  $\bar{T}_I$  و  $\bar{T}_P$  در هر زمان با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته تنظیم می شوند. بر این اساس، OSAC به عنوان یک کنترل کننده جدید ارائه می شود.

۴. مطالعه عددی

۱،۴. سازه مینا

الگوریتم ها و ابزار های کنترل متنوعی در طی سالیان گذشته برای بهره وری مورد توجه قرار گرفته اند. هر یک از این الگوریتم ها و ابزارها با هدف خاصی مورد استفاده قرار می گیرند. برای بررسی استراتژی کنترل و ابزار

داده می شود. پلنت  $n$  دارای مرتبه کوچک تری نسبت به مدل مرجع  $n_m$  است. SAC تلاش می کند تا خطای ردیابی خروجی (خروجی مدل مرجع و خروجی پلنت) را که با  $e_y$  نشان داده شده اند، به حداقل برساند (به صورت مجانبی به صفر نزدیک می شود). دستورات کنترل باید بر اساس کل داده های موجود برای مدل ایده آل با در نظر گرفتن حالات و ورودی های مدل در یک پیکربندی پیشخور محاسبه شوند [۲۷، ۳۰].

$$e_y(t) = y_m(t) - y_p(t) \quad (25)$$

$$u_p(t) = \bar{K}_e(t)e_y(t) + \bar{K}_x(t)x_m(t) + \bar{K}_u(t)u_m(t) = \bar{K}(t)\bar{r}(t) \quad (26)$$

که در آن:

$$\bar{K}(t) = [\bar{K}_e(t) \quad \bar{K}_x(t) \quad \bar{K}_u(t)] \quad (27)$$

$$\bar{r}(t)^T = [e_y(t) \quad x_m(t) \quad u_m(t)]^T \quad (28)$$

با توجه به معادلات بالا، ماتریس بهره کنترل تثبیت کننده متغیر با زمان با  $\bar{K}_e(t)$  نشان داده می شود. شایان ذکر است که برای پایداری سیستم کنترل تنها عبارت اول در معادله ۲۶ یعنی  $\bar{K}_e(t)e_y(t)$  مورد نیاز است. در نتیجه،  $\bar{K}_x(t)$  و  $\bar{K}_u(t)$  نشان دهنده بهره های کنترل پیش خور مورد نیاز متغیر با زمان برای به دست آوردن خطای ردیابی خروجی صفر است. این بهره های کنترلی توسط روش SAC برای اطمینان از پایداری سیستم کنترل شده و کاهش خطای ردیابی به صفر مجانبی تولید می شوند [۱۵]. هنگامی که اختلالی وجود داشته باشد، ضریب  $\bar{r}(t)^T$  که در معادله ۲۸ استفاده می شود ممکن است بسیار کوچک شود. بهره های کنترل تطبیقی  $\bar{K}(t)$  را می توان با استفاده از ترکیبی از اصطلاحات انتگرال و متناسبی به دست آورد [۳۱]:

$$\bar{K}(t) = K_I(t) + K_P(t) \quad (29)$$

که در آن

$$\dot{K}_I(t) = e_y(t)\bar{r}(t)^T\bar{T}_I - \bar{\sigma}K_I(t) \quad (30)$$

$$K_P(t) = e_y(t)\bar{r}(t)^T\bar{T}_P \quad (31)$$

با توجه به معادله ۳۰، ماتریس قطری مثبت-معین با  $\bar{T}_I$  نشان داده می شود، که نرخ انطباق دستاوردهای کنترل را مشخص می کند. قابل توجه است که ماتریس ضرایب ثابت با  $\bar{T}_P$  نشان داده می شود. همچنین، عبارت متناسب  $\bar{K}_P(t)$  به عنوان جریمه فوری برای خطاهای در مقیاس بزرگ شناخته می شود [۳۰]، که به سرعت سیستم را به سمت خطاهای مقیاس کوچک هدایت می کند. علاوه بر این،  $\bar{\sigma}$  یک ماتریس عبارت



$\Delta f = \Delta f$  نیروی کنترل افزایش یابنده و  $\Delta F_{err} = \Delta F_{err}$  بردار نیروی نامتعادل (تفاوت بین نیروی حالت خطی و حالت استفاده شده از مدل هیستریزس در بازه زمانی  $t, t + \Delta t$ ) است.

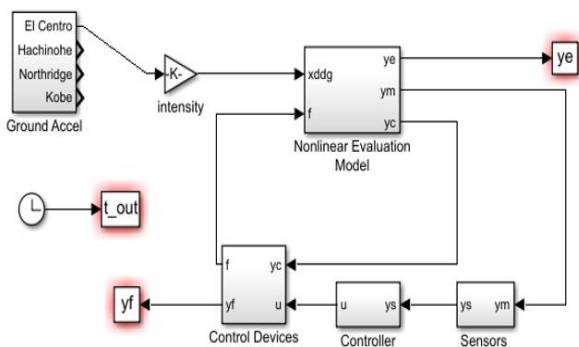
### ۳.۴. شاخص‌های ارزیابی

روی سازه‌های مینا، الگوریتم‌های مختلف کنترل فعال اعمال شده و چهار رکورد مختلف زلزله که در منبع و با ضرایب ۰/۵ و ۱ و ۱/۵ برابری استفاده شده است. از ۶ شاخص عملکرد پیشنهاد شده (جدول ۱) در این مقاله به پاسخ‌های سازه ای  $J_1 - J_6$  پرداخته می‌شود [۳۲].

بر اساس معادله ۳۴، نرم پاسخ  $\| \cdot \|$  به دست می‌آید که طبق آن  $t_f$  زمان کافی برای تضعیف پاسخ سازه است [۳۲]. با توجه به معادله بالا، برای زلزله‌های El Centro، Hachinohe و Northridge و برای زلزله Kobe به ترتیب مدت زمان ۱۰۰ ثانیه و ۱۸۰ ثانیه در نظر گرفته شده است.

$$\| \cdot \| = \sqrt{\frac{1}{t_f} \int_0^{t_f} (\cdot)^2 dt} \quad (34)$$

از برنامه متلب برای ارزیابی مدل غیرخطی برنامه‌ای در سیستم سیمولینک استفاده شد. در شکل ۸ می‌توان مدل کلی برنامه را مشاهده کرد.



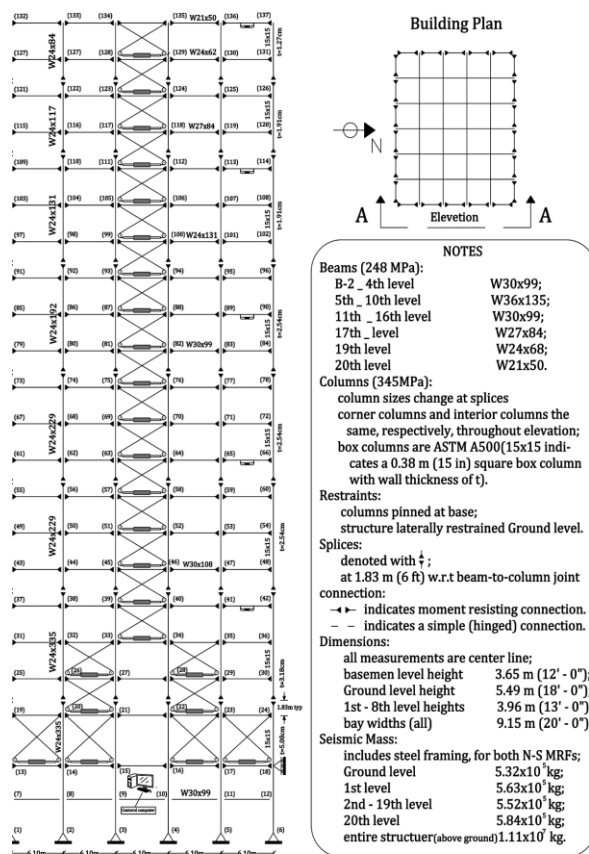
شکل ۸- شمای کلی بلوک سیمولینک برای سازه ۲۰ طبقه مینا

بردار بازخورد اندازه گیری شده به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$y_m = [\ddot{x}_{a4} \quad \ddot{x}_{a8} \quad \ddot{x}_{a12} \quad \ddot{x}_{a16} \quad \ddot{x}_{a20}]^T \quad (35)$$

که در آن  $\ddot{x}_a$  شتاب طبقه مربوطه می‌باشد.

آن بهترین شیوه، ارزیابی آزمایشگاهی در شرایطی است که بیشتر شباهت با دنیای واقعی وجود داشته باشد. البته باید در نظر داشت که در حال حاضر چنین امکانی میسر نیست. بنابراین از مدل‌های آنالیز مینا جهت بررسی استفاده می‌گردد. تمامی الگوریتم‌ها و ابزارها را می‌توان روی این مدل‌ها پیاده سازی و نتایج حاصل از آن‌ها را با هم مقایسه کرد. در این پژوهش از سازه مینا ۲۰ طبقه (شکل ۷) استفاده شده است.



شکل ۷- سازه مینا ۲۰ طبقه [۳۲]

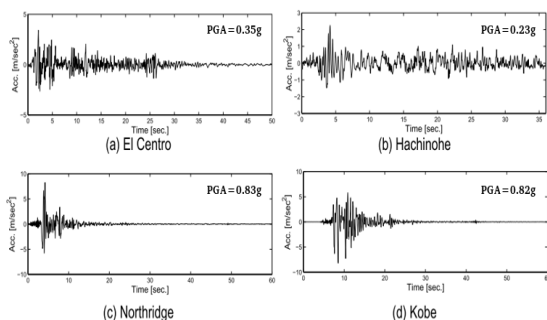
### ۲.۴. مدل‌سازی برای آنالیز غیرخطی دینامیکی

زلزله‌های بزرگ قادرند اجزای ساده‌ها را دچار تغییر کنند و به صورت غیرخطی درآیند. جهت نشان دادن رفتار غیرخطی سازه مینا از یک مدل دو خطی و برای آنالیز غیرخطی از روش نیومارک - بتا استفاده می‌شود. معادله افزایش بازه زمانی برای حرکت سازه غیرخطی در روش فوق‌الذکر به شکل زیر نوشته می‌شود.

$$M\Delta\ddot{u} + C\Delta\dot{u} + K\Delta u = -MG\Delta\ddot{x}_g + P\Delta f + \Delta F_{err} \quad (33)$$

$M$  = ماتریس جرم سازه،  $C$  = ماتریس میراتی سازه،  $K$  = ماتریس سختی سازه،  $\Delta u$  = بردار پاسخ افزایش یابنده،  $G$  = بردار بارگذاری برای شتاب زمین،  $\Delta\ddot{x}_g$  = افزایش شتاب زمین،  $P$  = بردار نیروی کنترل،

(1968) و دو زمین‌لرزه نزدیکی گسل، Northridge (1994) و Kobe (1995) گزارش داده است. حداکثر مقدار مطلق برای شتاب زمین این رکوردهای زلزله به ترتیب برابر با ۰/۳۴، ۰/۲۳، ۰/۸۴ و ۰/۸۳ برابر  $g$  است. به نحوی که برای ارزیابی شاخص‌های معرفی شده برای سازه مینا رکوردهای زلزله‌های El-Centro و Hachinohe با ضرایب ۰/۵ و ۱/۰ و ۱/۵ برای زلزله‌های Far-Field و رکوردهای زلزله‌های Northridge و Kobe با ضرایب ۰/۵ و ۱/۰ برای زلزله‌های Near-Field استفاده شده است. شکل ۹ تاریخچه زمانی چهار زمین لرزه را نشان می‌دهد.



شکل ۹- تاریخچه زمانی رکوردهای زمین لرزه

#### ۵. بحث و نتیجه گیری

در این پژوهش کارایی کنترل کننده عصبی- فازی نوع ۲ تطبیقی، برای ساختمان ۲۰ طبقه تحت تحریکات لرزه ای با رفتار غیرخطی و مجهز به سیستم کنترل کابلی فعال بررسی شده است. جزئیات بیشتر در مورد ویژگی‌های سازه‌ای این معیار در منابع مطالعه ارائه شده است [۳۲]. پاسخ‌های سیستم سازه‌ای و شاخص‌های ارزیابی از طریق نرم افزار متلب تحلیل می‌شوند. ساختمان ۲۰ طبقه برای ارزیابی استراتژی کنترل کننده پیشنهادی تحت مقادیر مختلف PGA که ۰/۵، ۱، ۱/۵، برابر شدت زمین لرزه های El Centro و Hachinohe و ۰/۵ و ۱ برابر زمین لرزه‌های Northridge و Kobe قرار می‌گیرد، ارائه شده است.

جدول ۲- شاخص های ارزیابی تحریکات زمین لرزه براساس کنترل با روش های LQG و OSAC و AT2FN برای El Centro و Hachinohe

Ind.	Controller	El Centro			Hachinohe		
		(0.5)	(1.0)	(1.5)	(0.5)	(1.0)	(1.5)
$J_1$	LOG(Active)	0.747	0.748	0.748	0.883	0.887	0.907
	OSAC	0.596	0.598	0.597	0.706	0.710	0.746
	AT2FN	0.439	0.440	0.440	0.518	0.522	0.550
$J_2$	LQG(Active)	0.648	0.646	0.664	0.746	0.743	0.833
	OSAC	0.518	0.516	0.530	0.599	0.596	0.694
	AT2FN	0.384	0.381	0.391	0.446	0.440	0.511
$J_3$	LOG(Active)	0.780	0.782	0.909	0.977	0.982	1.009
	OSAC	0.623	0.625	0.726	0.778	0.782	0.819

جدول ۱- شاخص‌های عملکردی

شاخص	فرمول
Interstory Drift Ratio	$J_1 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\max_{t,i} \left  \frac{d_i(t)}{h_i} \right }{\delta^{\max}} \right\}$
Level Acceleration	$J_2 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\max_{t,i}  \ddot{x}_{ai}(t) }{\ddot{x}_a^{\max}} \right\}$
Base Shear	$J_3 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\max_t \left  \sum_i m_i \ddot{x}_{ai}(t) \right }{F_b^{\max}} \right\}$
Normed Interstory Drift Ratio	$J_4 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\max_i \left\  \frac{d_i(t)}{h_i} \right\ }{\left\  \delta^{\max} \right\ } \right\}$
Normed Level Acceleration	$J_5 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\max_i \left\  \ddot{x}_{ai}(t) \right\ }{\left\  \ddot{x}_b^{\max} \right\ } \right\}$
Normed Base Shear	$J_6 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\left\  \sum_i m_i \ddot{x}_{ai}(t) \right\ }{\left\  F_b^{\max} \right\ } \right\}$

فرض شده است که حداکثر نیروی وارده از طرف جک‌ها ۱۰۰۰ KN می‌باشد که با نمونه‌های موجود تطابق دارد. جک‌های محرک در این مقاله در تمامی ۲۰ طبقه سازه مینا در نظر گرفته شده اند. ۴ جک در طبقه زمین و ۲ جک در طبقات اول و دوم و در بقیه طبقات یک جک در نظر گرفته شده است. تعداد کل موتورهای محرک ۲۵ عدد بوده و ۲۰ نیروی مستقل را به سازه وارد می‌کنند.

#### ۴.۴. سایت‌های رکورد های زمین لرزه

برای آشکار شدن اثربخشی اجرای کنترل کننده عصبی- فازی نوع ۲ تطبیقی، سازه کنترل شده با سیستم کنترل فعال پس از قرار گرفتن در معرض چهار زلزله خاص ارزیابی می‌شود. گفتنی است، انجمن بین المللی کنترل سازه دو زمین لرزه دور از گسل El Centro (1940), Hachinohe

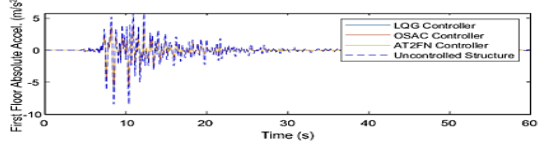
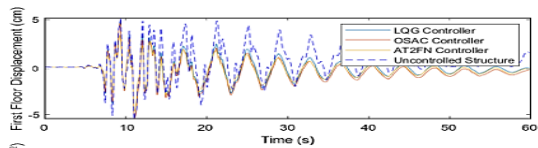
کنترل کننده پیشنهادی پتانسیل کاهش آسیب‌های سازه‌ای را به میزان قابل توجهی دارد و از این نظر نسبت به کنترل کننده LQG برتری دارد. پروفایل حداکثر جابجایی و شتاب طبقه در سازه‌های کنترل نشده و کنترل شده توسط کنترل کننده‌های AT2FN، OSAC و LQG در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ برای زمین لرزه‌های El Centro و Kobe با شدت ۱ برابری نشان داده شده است. علاوه بر این، حداکثر دررفت و شتاب مطلق در سازه ۲۰ طبقه تحت زلزله در شکل‌های ۱۲ و ۱۳ برای زمین لرزه‌های El Centro و Kobe با شدت ۱ برابری نیز نمایش داده شده است. براین اساس این شکل‌ها نشان دهنده آن است که کنترل کننده AT2FN حداکثر دررفت هر طبقه را با موفقیت بیشتری نسبت به روش‌های کنترلی OSAC و LQG کاهش می‌دهد. همانطور که از نتایج به دست آمده مشاهده می‌شود، حداکثر شتاب سازه زمانی کاهش می‌یابد که از یک دستگاه کنترل فعال و کنترل کننده AT2FN برای کنترل پاسخ‌های لرزه‌ای سازه استفاده می‌شود. بر اساس نتایج عددی، کنترل کننده پیشنهادی قابلیت امیدوارکننده‌ای برای کاهش جابجایی و پیک دررفت طبقات دارد. شایان ذکر است حداکثر دررفت سازه کنترل شده توسط کنترل کننده پیشنهادی AT2FN حدود ۳۳٪، ۳۰٪ و ۳۱٪ بهتر از کنترل کننده LQG تحت زلزله‌های استرو با شدت‌های به ترتیب ۰٫۵، ۱ و ۱٫۵ بوده به طوری که همین کنترل کننده پیشنهادی AT2FN در کاهش حداکثر دررفت طبقه به ترتیب در حدود ۱۷٪، ۱۶٪ و ۱۸٪ بهتر از کنترل کننده OSAC نیز عمل می‌کند. علاوه بر این، کنترل کننده AT2FN نسبت به کنترل کننده LQG در کاهش حداکثر شتاب موثرتر است. از این رو حداکثر شتاب سازه کنترل شده توسط کنترل کننده AT2FN، ۲۶، ۲۷ و ۲۵ درصد کمتر از حداکثر شتاب سازه تحت کنترل کننده LQG برای El Centro با شدت‌های ۰٫۵، ۱ و ۱٫۵ برابری است. به طور مشابه، کنترل کننده AT2FN از نظر حداکثر کاهش شتاب به ترتیب حدود ۱۳، ۱۵ و ۱۴ درصد، بهتر از کنترل کننده OSAC عمل می‌کند. علاوه بر این، نتایج به دست آمده بر اساس زلزله‌های دیگر، برتری کنترل کننده AT2FN تطبیقی پیشنهادی این مقاله را نسبت به کنترل کننده‌های OSAC و LQG در کاهش پاسخ لرزه‌ای ساختمان تأیید می‌کند. شاخص‌های ارزیابی در نظر گرفته شده برای مسئله معیار غیرخطی که در آن سازه ۲۰ طبقه توسط کنترل کننده‌های AT2FN، OSAC و LQG کنترل می‌شود به طور خلاصه در جدول ۲ و ۳ ارائه شده است [۳۲]. شاخص‌های  $J_1 - J_6$  برای ارزیابی و مقایسه کمی و دقیق این کنترل کننده‌ها در نظر گرفته شده است. نتایج ارائه شده در جدول ۲ و ۳ حاکی از آن است که کنترل کننده AT2FN بر اساس همان تعداد نیازمندی‌های استراتژی کنترل از جمله دستگاه‌های کنترل، حسگرها و منابع محاسباتی است که به ترتیب برابر با ۲۵، ۵ و ۲۰ است عملکرد بهتری نسبت به کنترل کننده‌های OSAC و LQG در کاهش پاسخ‌های لرزه‌ای سازه به ویژه نسبت به نرم دررفت طبقات ( $J_4$ ) به ترتیب به میزان ۲۲ و ۴۲ درصد دارند. معیار  $J_1$  نسبت ماکزیمم دررفت بین طبقه را نشان می‌دهد که حداکثر مقدار آن در زلزله‌های مختلف

	AT2NF	0.458	0.460	0.534	0.572	0.575	0.603
	LOG(Active)	0.662	0.663	0.670	0.885	0.884	0.903
$J_4$	OSAC	0.530	0.530	0.536	0.708	0.708	0.725
	AT2NF	0.391	0.392	0.396	0.523	0.523	0.536
	LOG(Active)	0.563	0.560	0.578	0.658	0.652	0.661
$J_5$	OSAC	0.452	0.449	0.463	0.529	0.522	0.536
	AT2NF	0.336	0.332	0.342	0.395	0.387	0.396
	LOG(Active)	0.724	0.723	0.729	0.849	0.848	0.858
$J_6$	OSAC	0.581	0.580	0.584	0.681	0.679	0.691
	AT2NF	0.430	0.429	0.433	0.503	0.502	0.511

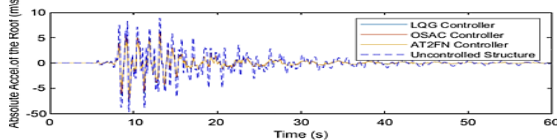
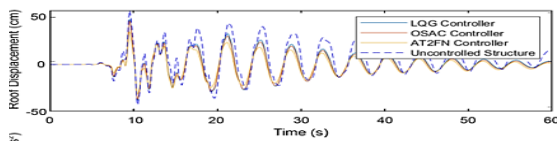
جدول ۳- شاخص‌های ارزیابی تحریکات زمین لرزه براساس کنترل با روش‌های LQG و OSAC و AT2FN برای Kobe و Northridge

Ind.	Controller	Northridge		Kobe	
		(0.5)	(1.0)	(0.5)	(1.0)
$J_1$	LOG(Active)	0.859	0.942	0.816	0.728
	OSAC	0.693	0.708	0.645	0.669
	AT2FN	0.511	0.542	0.475	0.503
$J_2$	LQ(Active)	0.807	0.904	0.702	0.839
	OSAC	0.665	0.791	0.558	0.721
	AT2FN	0.489	0.636	0.412	0.614
$J_3$	LOG(Active)	0.885	0.969	0.925	1.066
	OSAC	0.717	0.856	0.771	0.990
	AT2NF	0.529	0.712	0.568	0.920
$J_4$	LOG(Active)	0.724	0.929	0.648	0.230
	OSAC	0.580	0.526	0.482	0.292
	AT2NF	0.431	0.234	0.359	0.218
$J_5$	LOG(Active)	0.592	0.637	0.579	0.713
	OSAC	0.480	0.573	0.469	0.625
	AT2NF	0.356	0.514	0.347	0.503
$J_6$	LOG(Active)	0.776	0.841	0.689	0.840
	OSAC	0.633	0.797	0.562	0.732
	AT2NF	0.472	0.763	0.418	0.624

نتایج به دست آمده نشان دهنده کاهش قابل توجه تغییر مکان و شتاب برای سازه کنترل شده توسط AT2FN در مقایسه با شرایط کنترل نشده و سازه کنترل شده توسط OSAC و LQG تحت زلزله‌های میدان دور و میدان نزدیک است. به دلیل توسعه اتصالات پلاستیکی، زمانی که سازه‌ها در معرض زلزله‌های شدید قرار می‌گیرند، ممکن است دررفت و جابجایی دائمی رخ دهد. جابجایی دائمی طبقه اول با سیستم کنترل فعال کابلی و کننده‌های AT2FN و OSAC به میزان قابل توجهی کاهش یافته و از تشکیل مفاصل پلاستیک جلوگیری می‌شود. بنابراین، این

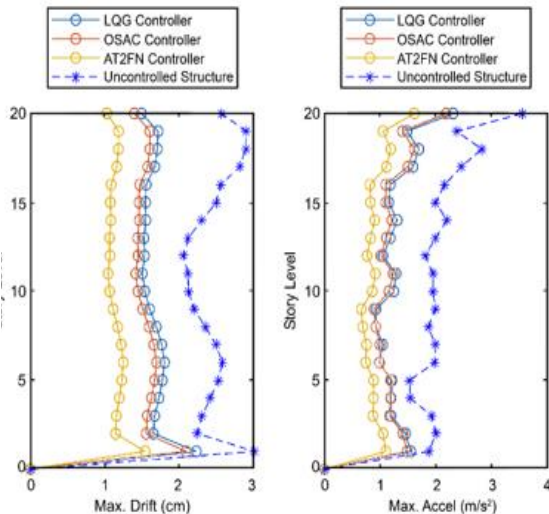


(الف) طبقه اول



(ب) طبقه بام

شکل ۱۱- عملکرد کنترل کننده های LQG, OSAC و AT2FN از نظر کاهش شتاب و جابجایی مطلق در (الف) طبقه اول و (ب) طبقه بام تحت زلزله با Intensity=1-Kobe



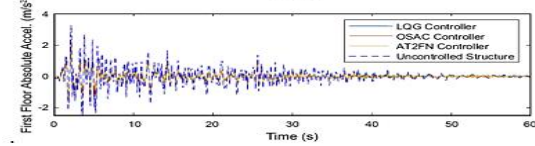
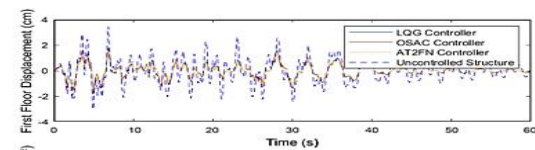
شکل ۱۲- حداکثر دررفت و شتاب مطلق در سازه ۲۰ طبقه تحت زلزله با El Centro - Intensity=1

برای کنترل کننده پیشنهادی ۰/۵۵ محاسبه شده است. مقدار به دست آمده کمتر از مقادیر محاسبه شده از طریق روش های دیگر است. می توان نتیجه گرفت که کنترل کننده AT2FN از کنترل کننده های دیگر، به ویژه کنترل کننده LQG، در کاهش نسبت دررفت بین طبقه ای بهتر عمل می کند زیرا کنترل کننده پیشنهادی می تواند نسبت دررفت بین طبقه ای ( $J_1$ ) را تا ۲۱ و ۴۰ درصد بیشتر از کنترل کننده های OSAC و LQG کاهش دهد. همچنین کنترل کننده پیشنهادی می تواند شاخص های  $J_2$  (ماکزیمم شتاب طبقات)،  $J_3$  (برش پایه)،  $J_5$  (نرم شتاب طبقات) و  $J_6$

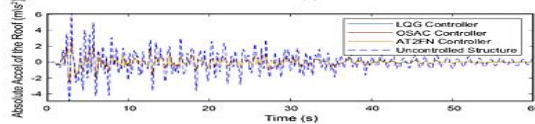
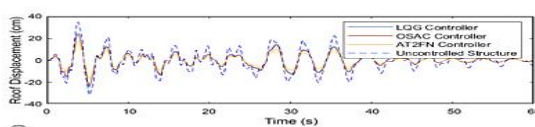
(نرم برش پایه) را بهتر از کنترل کننده LQG به ترتیب در حدود ۲۷٪، ۱۵٪، ۲۰٪ و ۱۱٪ کاهش دهد. این تفاوت بین OSAC و AT2FN به ترتیب در حدود ۱۶٪، ۷٪، ۱۱٪ و ۱۰٪ است که نشان دهنده عملکرد برتر کنترل کننده AT2FN است.

عمر نتیجه گیری

مقاله حاضر دو کنترل کننده تطبیقی قوی، یعنی کنترل کننده OSAC و AT2FN را برای تنظیم نیروهای کنترلی در سازه ۲۰ طبقه بنچمارک مجهز به سیستم کابلی فعال را پیشنهاد می کند.



(الف) طبقه اول



(ب) طبقه بام

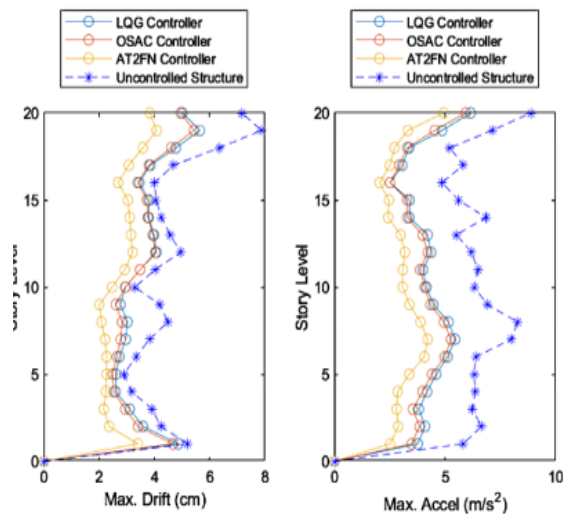
شکل ۱۰- عملکرد کنترل کننده های LQG, OSAC و AT2FN از نظر کاهش شتاب و جابجایی مطلق در (الف) طبقه اول و (ب) طبقه بام تحت زلزله با El Centro - Intensity=1

- کنترل کننده AT2FN نسبت به کنترل کننده LQG در کاهش حداکثر شتاب موثرتر است. از این رو حداکثر شتاب سازه کنترل شده توسط کنترل کننده AT2FN، ۲۶، ۲۷ و ۲۵ درصد کمتر از حداکثر شتاب سازه تحت کنترل کننده LQG برای El Centro با شدت‌های ۰،۵، ۱ و ۱،۵ است. به طور مشابه، کنترل کننده AT2FN از نظر حداکثر کاهش شتاب به ترتیب حدود ۱۳، ۱۵ و ۱۴ درصد، بهتر از کنترل کننده OSAC عمل می‌کند.

مطالعات آتی می‌تواند با ارائه روش‌های کنترل بهتر این موضوع را بیشتر مورد بررسی قرار دهد. تحقیقات بیشتر باید فرم تطبیقی نرخ یادگیری  $\eta$  باشد که اکنون در مطالعه حاضر ثابت است. علاوه بر این، برای ارائه یک کنترل کننده کارآمدتر حتی بهتر از کنترل کننده AT2NF پیشنهادی، قصد داریم شکل آشفته توابع عضویت را در آینده در نظر بگیریم.

منابع

1. Bitaraf M, Barroso LR, Hurlbaus S. Adaptive control to mitigate damage impact on structural response. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*. 2010;21(6):607-19.
2. Bitaraf M, Hurlbaus S, Barroso LR. Active and semi-active adaptive control for undamaged and damaged building structures under seismic load. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*. 2012;27(1):48-64.
3. W Soares R, Barroso LR, AS Al-Fahdawi O. Adaptive control for response attenuation of seismically excited cable-stayed bridges. *Journal of Vibration and Control*. 2020;26(3-4):131-45.
4. Fisco N, Adeli H. Smart structures: part I—active and semi-active control. *Scientia Iranica*. 2011;18(3):275-84.
5. Lu Z, Li K, Ouyang Y, Shan J. Performance-based optimal design of tuned impact damper for seismically excited nonlinear building. *Engineering Structures*. 2018;160:314-27.
6. Collins R, Basu B, Broderick B. Control strategy using bang–bang and minimax principle for FRF with ATMDs. *Engineering Structures*. 2006;28(3):349-56.
7. Talib E, Shin J-H, Kwak MK. Designing multi-input multi-output modal-space negative acceleration feedback control for vibration suppression of structures using active mass dampers. *Journal of Sound and Vibration*. 2019;439:77-98.
8. Xu Y, Hua H, Han J. Modeling and controller design of a shaking table in an active structural control system. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2008;22(8):1917-23.
9. Park S, Lee J, Jung H-J, Jang D-D, Kim S. Numerical and experimental investigation of control performance of active mass damper system to high-



شکل ۱۳ - حداکثر دررفت و شتاب مطلق در سازه ۲۰ طبقه تحت زلزله با Kobe - Intensity=1

در کنترل کننده AT2NF با استفاده از MLP، ژاکوبین سیستم استخراج شده و مدل سیستم سازه‌ای تخمین زده می‌شود. همچنین، پارامترهای کنترل کننده‌ای که برای تنظیم نیروی کنترل اعمال شده سیستم کابلی فعال استفاده می‌شوند، با در نظر گرفتن فیلتر کالمن توسعه یافته و الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده شدند. برای بهبود پایداری و استحکام سیستم در برابر ارتعاشات لرزه ای، یک کنترل کننده PID به کنترل کننده عصبی فازی تطبیقی نوع ۲ اضافه شد. مقایسه دقیقی بین کنترل کننده AT2NF و OSAC که بر اساس کنترل تطبیقی مدل مرجع ضمنی است و نیازی به شناسایی کامل پارامترهای سیستم کنترل شده برای به دست آوردن بهره های کنترلی مورد نیاز برای ردیابی رفتار مطلوب در فرآیند کنترل ندارد انجام می‌شود. در این مقایسه، توانایی هر دو کنترل کننده برای کاهش حداکثر جابجایی، شتاب، برش پایه تحت تحریکات لرزه ای میدان دور و میدان نزدیک مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج به دست آمده، کنترل کننده AT2NF حداکثر پاسخ‌های سازه‌ای را تحت زلزله‌های El Centro، Hachinohe، Kobe و Northridge کاهش داده و عملکرد بهتری نسبت به OSAC ارائه می‌کند. نتایج عمده ای که در این مقاله به دست آمد به شرح زیر است:

- کنترل کننده پیشنهادی قابلیت امیدوارکننده‌ای برای کاهش جابجایی و پیک دررفت دارد. شایان ذکر است حداکثر دررفت سازه کنترل شده توسط کنترل کننده پیشنهادی AT2FN حدود ۳۲٪، ۳۰٪ و ۳۱٪ بهتر از کنترل کننده LQG تحت زلزله السنترو با شدت‌های به ترتیب ۰،۵، ۱ و ۱،۵ برابری بوده به طوری که همین کنترل کننده پیشنهادی AT2FN در کاهش حداکثر دررفت طبقه به ترتیب در حدود ۱۷٪، ۱۶٪ و ۱۸٪ بهتر از کنترل کننده OSAC نیز عمل می‌کند.

- responses considering parametric variations. *Advances in Structural Engineering*. 2020;23(1):132-45.
23. Tolga AC, Parlak IB, Castillo O. Finite-interval-valued Type-2 Gaussian fuzzy numbers applied to fuzzy TODIM in a healthcare problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2020;87:103352.
24. Tan WW, Chua TW. Uncertain rule-based fuzzy logic systems: introduction and new directions (Mendel, JM; 2001)[book review]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*. 2007;2(1):72-3.
25. Rhim J, Lee SW. A neural network approach for damage detection and identification of structures. *Computational mechanics*. 1995;16(6):437-43.
26. Khezri R, Oshnoei A, Oshnoei S, Bevrani H, Muyeen S. An intelligent coordinator design for GCSC and AGC in a two-area hybrid power system. *Applied Soft Computing*. 2019;76:491-504.
27. Ulrich S, Saenz-Otero A, Barkana I. Passivity-based adaptive control of robotic spacecraft for proximity operations under uncertainties. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*. 2016;39(6):1444-53.
28. Bar-Kana I, Kaufman H. Simple adaptive control of large flexible space structures. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 1993;29(4):1137-49.
29. Lee S, Kozin F. Bounded state control of linear structures. *Structural control: Springer*; 1987. p. 387-407.
30. Bar-Kana I, Guez A. Simplified techniques for adaptive control of robotic systems. *Control Dyn Syst V40: Adv Robot Syst Part 2 of 2: Adv Theory Appl*. 2012;40:147.
31. Barkana I. Gain conditions and convergence of simple adaptive control. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*. 2005;19(1):13-40.
32. Ohtori Y, Christenson R, Spencer Jr B, Dyke S. Benchmark control problems for seismically excited nonlinear buildings. *Journal of engineering mechanics*. 2004;130(4):366-85.
- rise building in use. *Wind & structures*. 2009;12(4):313-32.
10. Zhang B-L, Liu Y-J, Han Q-L, Tang G-Y. Optimal tracking control with feedforward compensation for offshore steel jacket platforms with active mass damper mechanisms. *Journal of Vibration and Control*. 2016;22(3):695-709.
11. Leung AYT, Zhang H. Particle swarm optimization of tuned mass dampers. *Engineering Structures*. 2009;31(3):715-28.
12. Mamat N, Yakub F, Shaikh Salim SAZ, Mat Ali MS. Seismic vibration suppression of a building with an adaptive nonsingular terminal sliding mode control. *Journal of Vibration and Control*. 2020;26(23-24):2136-47.
13. Guclu R, Yazici H. Seismic-vibration mitigation of a nonlinear structural system with an ATMD through a fuzzy PID controller. *Nonlinear Dynamics*. 2009;58(3):553-64.
14. Etedali S. Sensitivity analysis on optimal PID controller for nonlinear smart base-isolated structures. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*. 2019;19(07):1950080.
15. Hosseini A, Taghikhany T. Online self-tuning mechanism for direct adaptive control of tall building. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*. 2018;32(3):424-46.
16. Li L, Wang N, Qin H. Adaptive model reference sliding mode control of structural nonlinear vibration. *Shock and Vibration*. 2019;2019.
17. Sourni S, Batmani Y, Karami K. Seismic motion control of structures using an adaptive optimal model-free controller. *Journal of Vibration and Control*. 2021;27(19-20):2368-84.
18. Lei Y, Lu J, Huang J. Integration of identification and vibration control of time-varying structures subject to unknown seismic ground excitation. *Journal of Vibration and Control*. 2020;26(15-16):1330-44.
19. Ümütlü RC, Ozturk H, Bidikli B. A robust adaptive control design for active tuned mass damper systems of multistory buildings. *Journal of Vibration and Control*. 2021;27(23-24):2765-77.
20. Katebi J, Jangara J. Application of adaptive sliding mode control (sigma adaption method) for an uncertain three-story benchmark structure. *Advances in Structural Engineering*. 2020;23(3):497-509.
21. Sabetahd R, Mousavi Ghasemi SA, Vafaei Poursorkhabi R, Mohammadzadeh A, Zandi Y. Response Attenuation of a Structure Equipped with ATMD under Seismic Excitations Using Methods of Online Simple Adaptive Controller and Online Adaptive Type-2 Neural-Fuzzy Controller. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022;2022.
22. Soares RW, Barroso LR, Al-Fahdawi OA. Simple adaptive control to attenuate bridge's seismic