

Adaptive Control of the 3-Story Benchmark Building Equipped with MR Damper using Fractional Order Robust Controller

Ommegolsoum Jafarzadeh

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

Seyed Mehdi Zahrai

School of Civil Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Iran

Ardashir Mohammadzadeh

Department of Electrical Engineering, University of Bonab, Bonab, Iran

Ramin Vafaei Poursorkhabi

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

amousavi2000@iaut.ac.ir

doi 10.30495/CIVIL.2023.702326

Keywords:

Structural control, Adaptive fractional order PID, Interval type-2 fuzzy neural network, MLP neural network, Extended Kalman filter (EKF)

Abstract

The goal of the present research is to propose a novel adaptive fractional order PID (AFOPID) controller whose parameters are tuned online by five exclusive multilayer perceptron (MLP) neural networks using the extended Kalman filter (EKF). An MLP neural network that is trained using the Back Propagation (BP) error algorithm is considered to identify the structural system and estimate the plant. The Jacobian of the model estimated online is utilized to apply to the controller. Considering the adaptive interval type-2 fuzzy neural networks (IT2FNN) and this issue that the compensator is tuned by EKF and feedback error learning strategy (FEL), the stability and robustness of this controller are increased against the estimation error, seismic disturbances, and some unknown nonlinear functions. In order to validate, the performance of the proposed controller is investigated on a 3-story nonlinear benchmark building equipped with semi-active dampers under far and near field earthquakes. In order to evaluate the effectiveness of the proposed controller equipped with a compensator in reducing seismic responses, the evaluation indices were discussed and compared with previous studies. The numerical results represent the substantial efficiency of the proposed adaptive controller (AFOPID) over the previous controllers such that J_2 in the Hachinohe and Northridge earthquakes enhanced by up to 35% and more than 40%, respectively. In general, all indices (J_3 to J_6) have experienced a considerable enhancement using the proposed method.



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

(این نشریه تحت قانون بین المللی کپی رایت Creative Commons: BY-NC می باشد).

کنترل تطبیقی سازه مبنای ۳ طبقه مجهز به میراگر MR با استفاده از کنترل کننده مقاوم مرتبه کسری

ام گلثوم جعفرزاده

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

سید آرش موسوی قاسمی

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

سید مهدی زهرائی

دانشکده مهندسی عمران، پردیس فنی، دانشگاه تهران، ایران

اردشیر محمدزاده

گروه مهندسی برق، دانشگاه بناب، بناب، ایران

رامین وفائی پورسرخابی

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

amousavi2000@iaut.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۰۵ اردیبهشت ۱۴۰۲

تاریخ دریافت: ۲۷ دی ۱۴۰۱

چکیده

در این مطالعه، هدف پیشنهاد یک کنترل کننده PID مرتبه کسری تطبیقی است که پارامترهای آن به صورت آنلاین توسط پنج شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته تنظیم می شود. یک شبکه عصبی MLP که از طریق الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده شده است برای شناسایی سیستم سازه ای و تخمین پلنت در نظر گرفته می شود. ژاکوبین مدل تخمین زده شده به صورت آنلاین برای اعمال به کنترل کننده استفاده می گردد. از آنجایی که جبرانساز شبکه های عصبی فازی نوع ۲ که توسط EKF و استراتژی یادگیری خطای بازخورد تنظیم شده است، پایداری و استحکام این کنترل کننده در برابر خطای تخمین، اختلالات لرزه ای و برخی توابع غیرخطی ناشناخته افزایش می یابد. به منظور اعتبارسنجی، عملکرد کنترل کننده پیشنهادی بر روی سازه مبنای غیرخطی ۳ طبقه مجهز به میراگر نیمه فعال تحت زلزله های حوزه دور و نزدیک بررسی می شود. به منظور بررسی و اثربخشی کنترل کننده پیشنهادی مجهز به جبران کننده در کاهش پاسخ های لرزه ای، شاخص های ارزیابی مورد بحث و با کارهای قبلی مقایسه گردیدند. نتایج بیانگر آن است که کنترل کننده FOPID تطبیقی پیشنهادی عملکرد بهتری را نسبت به سایر کنترلرها داشته و بطوری که شاخص J_2 در زلزله هاچینو با شدت ۱.۵، تا مقدار ۳۵ درصد نسبت به دیگر کنترل کننده ها بهبود را تجربه کرده است و این میزان در زلزله نورث ریج به بیش از ۴۰ درصد نیز می رسد. دیگر شاخص ها (J_3 تا J_6) نیز با استفاده از کنترل کننده پیشنهادی، بهبود قابل ملاحظه ای را تجربه کرده اند.

کلید واژگان: کنترل سازه، PID مرتبه کسری تطبیقی، شبکه عصبی- فازی نوع ۲ بازه ای، شبکه عصبی MLP، فیلتر کالمن توسعه یافته

۱- مقدمه

فعال احتیاج به اعمال انرژی کمتری دارد، مثل سیستم کنترل فعال، و در تحریک‌های با دامنه بزرگ (زلزله‌های شدید) که کارایی سیستم کنترل غیرفعال بسیار مناسب بوده و سیستم کنترل فعال به دلیل وجود حد اشباع در تأمین نیروی کنترل موردنظر دچار مشکل است، مانند سیستم کنترل غیرفعال عمل می‌نماید. سیستم کنترل مختلط، علی‌رغم عملکرد و کارایی مناسب‌تر (نسبت به سیستم‌های کنترل فعال و غیرفعال)، از لحاظ اقتصادی، نیازمند هزینه بیشتری است [۹].

این پژوهش یک کنترل‌کننده FOPID تطبیقی را ارائه می‌کند که پارامترهای آن توسط پنج شبکه عصبی پرسپترون چندلایه به صورت آنلاین تنظیم می‌شود. علاوه بر این، یک شبیه‌ساز شبکه عصبی MLP برای شناسایی رفتار پلنت و استخراج Jacobian آن استفاده می‌شود. از طریق این شبیه‌ساز، بلوک تیونر پارامتر قادر است رفتار پلنت را درک کند؛ بنابراین، ژاکوبین مدل تخمین زده شده به صورت آنلاین برای اعمال به کنترل‌کننده از طریق این شبیه‌ساز استفاده می‌شود.

الگوریتم Extended Kalman Filter برای به‌روزرسانی وزن کنترل‌کننده شبکه عصبی استفاده می‌شود. همچنین الگوریتم Back Propagation برای به‌روزرسانی شبیه‌ساز MLP در نظر گرفته شده است. از این‌رو، کنترل‌کننده PID مرتبه کسری را می‌توان برای دینامیک‌های خطی و غیرخطی مختلف اعمال کرد. از سوی دیگر، برای افزایش پایداری سیستم و استحکام کنترل‌کننده در برابر خطای برآورد و اختلالات لرزه‌ای و همچنین برخی از توابع غیرخطی ناشناخته، یک جبران‌کننده عصبی فازی نوع ۲ تطبیقی با فیلتر کالمن توسعه یافته با استراتژی یادگیری خطای بازخورد به سیستم کنترل اضافه شده است.

در این تحقیق آنجایی که هدف کنترل فعال سازه در جهت کاهش پاسخ‌های دینامیکی سازه با وجود عدم قطعیت پارامتریک و عدم قطعیت لرزه‌ای است، روش کنترلی ای طراحی شده است تا بتواند تحریکات زلزله را با دقت مطلوبی تخمین زده و سیستم را با شرایط موجود در هر لحظه زمانی منطبق کرده و نیروی کنترلی مناسب را جهت کاهش مؤثر پاسخ‌های سازه در نظر بگیرد. کنترل‌کننده شامل یک کنترل‌کننده مقاوم PID مرتبه کسری و یک جبران‌ساز عصبی - فازی مرتبه بالا جهت تعیین نیروی کنترلی در شرایط متغیر است.

هدف این کنترل‌کننده کاهش پاسخ‌های دینامیکی سازه‌ها تحت زلزله‌های حوزه دور و نزدیک است. این کنترل‌کننده می‌تواند عدم قطعیت‌های بیشتری را نسبت به کنترل‌کننده FOPID معمولی مدل‌سازی کند و بدون در نظر گرفتن دینامیک سیستم سازه و اطلاعات مربوط به تحریک‌های ورودی لرزه‌ای، حساسیت کمتری به این پارامترها داشته باشد. باتوجه به مطالعات پیشین استراتژی کنترلی پیشنهادی در این تحقیق بر روی سازه در هیچ منبع مطالعاتی ارائه نشده است. مزایای قابل توجه این روش به شرح زیر است:

امروزه موضوع کنترل سازه به دلیل اهمیت فراوانی که در جلوگیری از خسارات اقتصادی، تلفات جانی و ریزش ساختمان‌های در معرض زلزله‌های بزرگ و طوفان‌های شدید دارد بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۱-۳]. این مسائل را می‌توان در درجه اول با توسعه یک کنترل‌کننده پهنه که پاسخ‌های دینامیکی و آسیب بیش از حد به سازه‌ها را به حداقل می‌رساند، برطرف کرد [۴]. هدف اصلی یک استراتژی کنترل سازه، تأمین سطح مطلوبی از راحتی و قابلیت خدمات برای ساکنین و افزایش انعطاف پذیری سیستم سازه است که در این صورت استفاده از مصالح به میزان قابل توجهی کاهش می‌یابد و از آسیب بیش از حد به سازه‌ها جلوگیری می‌شود.

وظیفه اصلی یک سازه، انتقال بارهای مؤثر بر ساختمان که بخش قابل‌ملاحظه‌ای از آنها ماهیت دینامیکی (لرزه‌ای، هارمونیک و ضربه‌ای) دارند، به پی و خاک زیر آن است. تحمل و انتقال ایمن و مؤثر این بارها به همراه تأمین آرامش لازم برای بهره‌برداری، ایجاب می‌کند که ارتعاشات و نیروهای ناشی از آنها در اعضای سازه‌ای و غیرسازه‌ای کاهش یافته و محدود شوند که در این میان سیستم‌های کنترل سازه‌ای موردتوجه خاصی از سوی مهندسين واقع شده است. برای ایجاد سهولت در مطالعه روش‌های مختلف کنترل، طبقه‌بندی‌های مختلفی صورت گرفته است. مبنای برخی از این طبقه‌بندی‌ها مشخصه‌های دینامیکی سازه‌ها و برخی دیگر محل و نحوه توزیع عامل کنترل‌کننده در ساختمان است. اما کلی‌ترین و متداول‌ترین روش طبقه‌بندی بر اساس نحوه عملکرد سیستم کنترل است که در ادامه مرور می‌شود.

سیستم‌های کنترل مختلف برای مقابله با مشکلات ذکر شده در بالا به چهار گروه کلی طبقه‌بندی می‌شوند: سیستم‌های کنترل غیرفعال [۵]، سیستم‌های کنترل نیمه فعال [۶]، سیستم‌های کنترل فعال [۷]، و سیستم‌های کنترل ترکیبی [۸]. این سیستم‌ها می‌توانند ایمنی را تضمین کنند و برای مقابله با ارتعاشات بیش از حد ناشی از زلزله و تحریک باد مفید باشند.

طرح پیشنهادی شامل یک میراگر جرمی تنظیم شونده متصل به سازه با استفاده از یک میراگر ویسکوز با سوراخ‌های متغیر بود. نتایج تحقیقات حاکی از عملکرد مناسب و بهبود مشخصات رفتاری سیستم پیشنهادی نسبت به کنترل غیرفعال و قابلیت انطباق سیستم با نیروی موردنیاز بود. در یک سیستم کنترل ترکیبی، به طور هم‌زمان از سیستم کنترل فعال و غیرفعال استفاده می‌شود. هدف از این ترکیب افزایش کارایی سیستم کنترل غیرفعال و کاهش انرژی خارجی موردنیاز سیستم کنترل فعال است. همچنین این سیستم‌ها در تحریک‌های با دامنه کوچک (تحریک سازه تحت زلزله‌های ضعیف تا متوسط) که تحریک خارجی به اندازه کافی برای عملکرد مناسب سیستم کنترل غیرفعال بزرگ نیست و سیستم کنترل



بحث کنترل مقاوم در اواخر دهه ۱۹۷۰ توجه زیادی را به خود جلب کرد، PID به عنوان یک کنترل کننده مقاوم پیشینه‌ای بسیار طولانی در مهندسی کنترل داشته و به علت سادگی در طراحی در کنترل بسیاری از سیستم‌ها و فرایندها کاربرد دارد. استراتژی کنترل PID کلاسیک یکی از روش‌های کنترل خطی بوده که به دلیل ساختار ساده به طور گسترده در طراحی سیستم‌های کنترل پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرد. در سیستم‌های خطی تنها در نزدیکی نقاط طراحی به درستی کار کرده و با دور شدن سیستم از نقطه مورد نظر عملکرد مناسبی نخواهد داشت در جهت رفع ایرادات کنترل کننده PID، در سال‌های اخیر استفاده از کنترل کننده‌های مرتبه کسری به دلیل انعطاف‌پذیری بیشتر آنها افزایش یافته است که برای اولین بار در سال ۱۹۹۹ معرفی گردید، استراتژی کنترل کننده مرتبه کسری استفاده از مرتبه‌های غیر صحیح برای عملگر مشتقی و انتگرالی است که در مقایسه با فرم کلاسیک PID که در آن این مراتب یک است از عملکرد و انعطاف‌پذیری بیشتری برخوردار است و محدوده وسیعی از طراحی را در اختیار طراحان قرار می‌دهد. حسابان کسری (مشتق و انتگرال گیر با مرتبه کسری) از مدت‌زمان بسیار طولانی مورد توجه ریاضیدانها قرار داشته است؛ ولی کاربرد آن در مسائل مهندسی به‌ویژه در مسائل مدل‌سازی و کنترل سابقه طولانی ندارد. به‌خاطر آزادی عملی که بر روی مرتبه مشتق‌گیر و انتگرال‌گیر وجود دارد، می‌توان سیستم‌های فیزیکی را بادقت بسیار بالایی مدل نمود.

۲-۲- کنترل تطبیقی

به‌منظور عملکرد بهتر کنترل کننده PID مرتبه کسری در جهت حفظ پایداری و مقاومت آن در برابر اغتشاشات و تغییرات شرایط به‌مرور زمان نیاز به استراتژی است که بتواند خود را با شرایط موجود تطبیق دهد. بدین منظور استفاده از روش کنترل تطبیقی پیشنهاد می‌گردد [۱۰]. کنترل کننده تطبیقی کنترل کننده ای است که بتواند رفتار خود را در پاسخ به تغییر دینامیک فرایند و اغتشاشات تغییر دهد. این کنترل کننده، کنترل کننده ای با پارامترهای قابل تنظیم یا مکانیزمی برای تنظیم پارامترها است. چنین کنترل کننده ای به دلیل وجود مکانیزم تنظیم، غیرخطی است، اما دارای ساختار ویژه ای است. می‌توان چنین در نظر گرفت که یک سیستم کنترل تطبیقی مطابق شکل (۱) از دو حلقه تشکیل می‌شود؛ یک حلقه پسخوردی معمولی شامل فرایند و کنترل کننده و حلقه ی دیگر، حلقه ی تنظیم پارامتر است که غالباً از حلقه پسخورد معمولی کندتر است.

- فرض بر این است که دینامیک پلنت نامشخص است.
- برخلاف مطالعات مربوطه، ژاکوبین پلنت ضروری نیست.
- کنترل کننده FOPID تطبیقی است و پارامترهای آن در هر لحظه از طریق شبکه عصبی MLP به‌صورت آنلاین تنظیم می‌شود.
- دقت تخمین حالت‌های متغیرهای آینده سیستم افزایش می‌یابد و خطاهای کنترل کننده AFOPID از آنجایی که یک جبران‌کننده تطبیقی استفاده شده است حذف می‌شود.
- پارامترهای جبران‌کننده سیستم عصبی - فازی نوع ۲ بازه‌ای به‌صورت آنلاین توسط استراتژی یادگیری خطای بازخورد کنترلی تنظیم می‌شوند.
- استراتژی کنترل پیشنهادی توانایی کافی برای غلبه بر عدم قطعیت‌ها و دینامیک غیرخطی سیستم را دارد.

باتوجه به اهداف تحقیق حاضر، این پژوهش در راستای تحقیقات کاربردی بوده است؛ بنابراین پس از مطالعه تحقیقات انجام گرفته توسط گذشتگان، کنترل کننده مورد نظر و سازه‌های مورد مطالعه که مجهز به میراگر جرمی فعال و همچنین سازه مینا غیرخطی ۳ طبقه مجهز به میراگر MR می‌باشند در نرم‌افزار Matlab طراحی و شبیه‌سازی شده‌اند، رکورد زلزله به‌عنوان متغیر ورودی به سازه و نیروی کنترلی به‌عنوان خروجی کنترل کننده و شاخص‌های ارزیابی و همچنین شتاب و تغییر مکان به‌عنوان خروجی سازه جهت بررسی و مقایسه مدنظر هستند که جهت اندازه‌گیری و بررسی متغیرها از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- کنترل مقاوم

علاوه بر وسیله کنترلی، انتخاب الگوریتم کنترلی مناسب نیز تأثیر بسزایی در عملکرد یک سیستم کنترلی دارد، زیرا همانند کنترل فعال این الگوریتم کنترلی است که نیروی کنترلی را در هر لحظه زمانی تعیین می‌کند. در سال‌های اخیر روش‌های کنترلی مختلفی برای کاهش ارتعاشات سازه‌ای مطرح شده است که به مجموعه قابل توجهی از آنها در فصل یک اشاره شده است. یکی از روش‌های کنترلی استفاده از کنترل کننده‌های مقاوم در سیستم کنترلی است یکی از مسائلی که در مهندسی کنترل وجود دارد عدم قطعیت است. عدم قطعیت می‌تواند هم در مدل و هم در اندازه‌گیری وجود داشته باشد. حضور این موارد در سیستم‌های کنترل باعث می‌شود تا اهداف کنترلی آن چنان که باید تحقق پیدا نکند. به عبارتی کنترل مقاوم، کنترل در حضور عدم قطعیت‌ها است به طوری که رفتار و عملکرد سیستم در تمام حالت‌های ممکن قابل قبول باشد یکی از مسائل حساس و مهم در هنگام رویارویی با موضوع عدم قطعیت، پایداری سیستم کنترل است. حفظ پایداری در حضور عدم قطعیت‌ها یکی از چالش‌های اصلی کنترل مقاوم است.



توجه به رابطه (۱) پنج درجه آزادی دارد، بنابراین FO کارآمدتر از کنترل کننده PID معمولی است که در صنعت محبوب شده است [۲۲]. کنترل کننده FOPID سیگنال کنترلی نرم‌تری نسبت به کنترل کننده مرتبه صحیح دارد و عملکرد سیستم کنترل را افزایش می‌دهد [۲۳].

$$C(s) = k_p e + k_i D_t^{-\alpha} e + k_d D_t^{\alpha} e \quad (1)$$

مطابق رابطه (۱-۲)، D_t^{α} و $D_t^{-\alpha}$ نشان دهنده مشتق و انتگرال حسابان کسری هستند. لازم به ذکر است که α و t به ترتیب نشان دهنده حد عملگر و مرتبه کسری هستند. k_p ، k_i و k_d به ترتیب ضرایب تناسبی، انتگرالی و مشتقی را نشان می‌دهند. e سیگنال خطا است که برابر $e(t) = r(t) - Y_p(t)$ گرفته می‌شود، که $r(t)$ مقدار مطلوب و $Y_p(t)$ مقدار تخمین زده شده می‌باشد. معادله (۲) عملگر D_t^{α} را [۲۴] تعریف می‌کند. جزئیات بیشتری را در [۲۵، ۲۶] می‌توان یافت.

$$D_t^{\alpha} = \begin{cases} \frac{d^{\alpha}}{dt^{\alpha}} & \alpha > 0 \\ 1 & \alpha = 0 \\ \int_a^t (d\tau)^{-\alpha} & \alpha < 0 \end{cases} \quad (2)$$

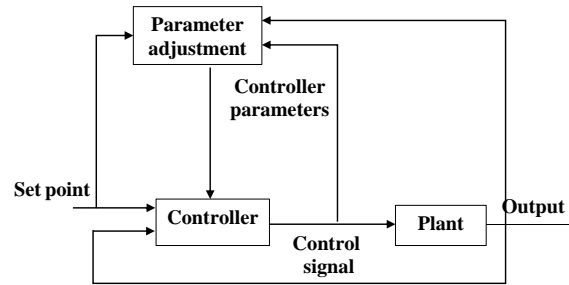
مطالعات انجام شده در این زمینه تعاریف مختلفی برای FO ارائه کرده است، مانند کوشی، ریمان - لیویل، گروموالد - لنتیکوف و کاپوتو [۲۷]، که در میان آنها Caputo تعریف قابل توجهی از انتگرال مرتبه کسری تلقی می‌شود و به دلیل مفهوم فیزیکی موجود در شرایط اولیه و مرزی آن در کاربردهای عملی محبوب است [۲۸]. طبق این تعریف، انتگرال مرتبه کسری و مشتق مرتبه صحیح با هم ترکیب می‌شوند. معادله (۳) بیانگر تعریف مشتق مرتبه کسری Caputo است که در این مطالعه در نظر گرفته شده است [۲۹].

$${}^c D_t^{\alpha} f(t) = \begin{cases} \frac{1}{\Gamma(q-\alpha)} \int_0^t \frac{f^{(q)}(\tau)}{(t-\tau)^{\alpha+1-q}} d\tau & q-1 < \alpha < q \\ \frac{d^q}{dt^q} f(t) & \alpha = q \end{cases}$$

معادله بالا بر اساس فرمول کوشی است که در آن q مقدار صحیح $\alpha \in R^+$ ، $q \in N$ را نشان می‌دهد و $\Gamma(\cdot)$ تابع گاما که در زیر آورده شده است [۲۸]:

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} \cdot e^{-t} dt, \quad x \in R^+ \quad (4)$$

تقریب مرتبه بالا با محدوده فرکانس محدود نیاز است که با توجه به ابعاد نامحدود عملگر FO در نظر گرفته شود. روش‌های تقریب مختلفی برای عملگر FO از جمله ماتسودا [۲۸]، کارلسون و اوستالوپ [۳۰] وجود دارد. عملگر انتگرال زیر برای طراحی یک FOPID بر اساس تعریف ریمان-لیوویل ارائه شده است:



شکل ۱- دیاگرام بلوکی یک سیستم تطبیقی [۱۱]

فرایند با کنترل کننده‌ای کنترل می‌شود که دارای پارامترهای قابل تنظیم است. اگر محیط و فرایند معلوم باشد، چند روش طراحی وجود دارد که تعیین کنترل کننده‌ای را که بعضی از معیارهای طراحی را برآورده می‌کند ممکن می‌سازد. به عبارتی مسئله کنترل تطبیقی وقتی که مشخصه‌های فرایند و محیط اطراف آن نامعلوم و یا متغیر باشد، پیدا کردن روش تنظیم کنترل کننده است. سیستم‌های کنترل تطبیقی معمولاً به دو دسته (۱) روش مستقیم (۲) روش غیر مستقیم تقسیم می‌شوند. در کنترل تطبیقی مستقیم پارامترهای کنترل کننده مستقیماً بدون این که ابتدا مشخصه‌های فرایند و اغتشاش‌های آن تعیین شود تغییر داده می‌شود. در روش غیر مستقیم ابتدا مدل فرایند و در صورت امکان مشخصی اغتشاش تعیین می‌گردند و سپس پارامترهای کنترل کننده بر اساس این اطلاعات طرح می‌شود. برای دستیابی به یک کنترل کننده تطبیقی گام‌های زیر وجود دارد: (۱) رفتار مطلوب حلقه بسته مشخص شود، (۲) قانون کنترل مناسبی با پارامترهای قابل تنظیم تعیین شود، (۳) مکانیزم تنظیم پارامترها به دست آید و (۴) قانون کنترل پیاده سازی شود.

۳-۲- تئوری FOPID

اگرچه مفهوم محاسبه مرتبه کسری به زمان زیادی برمی‌گردد، اما تنها دهه‌های اخیر شاهد رشد قابل توجهی در استفاده از عملگرها و عملیات های مرتبه کسری بوده [۱۲] و کاربرد آن در زمینه مهندسی، به ویژه مهندسی کنترل، توسعه یافته است [۱۳-۱۵] گسترش نظم حساب دیفرانسیل و انتگرال از اعداد صحیح به کل اعداد حقیقی و حتی اعداد مختلط در نظریه حساب کسری این امکان را فراهم می‌کند که از نظریه حساب دیفرانسیل و انتگرال سنتی فراتر برویم [۱۶-۱۷]. در نتیجه، مشتقات و انتگرال های مرتبه کسری دیگر ویژگی های نقطه‌ای توسعه یافته نیستند و به توابع مسطح تبدیل شده‌اند [۱۸]. بنابراین، حساب کسری درجه آزادی بیشتری نسبت به هر کنترل کننده معمولی یا هوشمند ارائه می‌دهد که منجر به بهبود پاسخ و استحکام سیستم کنترل حلقه بسته و زمان پاسخ سریعتر می‌شود [۱۷-۱۹]. بر این اساس، چندین تقریب از حساب کسری در سالهای اخیر ارائه شده است که می‌تواند محاسبات دقیق تری را انجام دهد [۲۰]. از این رو، عملگرهای مرتبه کسری و عملگرهای انتگرال و دیفرانسیل کسری به ویژه در کنترل آنلاین مفید هستند [۲۱]. PID معمولی سه بهره کنترلی دارد اما اگر FOPID در نظر گرفته شود با

(۵)

شده در این مطالعه را می‌توان با کنترل‌کننده FOPID و شبکه عصبی ترکیب کرد تا عملکرد کلی پاسخ سیستم سازه‌ای را افزایش دهد.

۴-۲- کنترل فازی

منطق فازی زیر مجموعه‌ای از محاسبات نرم است که توانایی تصمیم‌گیری و محاسبات را در شرایط نا یقینی و نامعینی به سیستم‌های کامپیوتری می‌دهد. یک سیستم استنتاج فازی به مجموعه‌ای از قواعد اگر - آنگاه که روی مجموعه فازی تعریف می‌شوند، می‌گویند. سیستم‌های خبره فازی، امروزه حضوری موفق در برخی امور از جمله تصمیم‌گیری در شرایط نامعینی و کنترل سیستم‌های پیچیده دارند.

یکی از معایب سیستم‌های فازی تعیین ساختار سیستم، تعداد قواعد و پارامترهای سیستم است که امروزه با ترکیب منطق فازی، شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک می‌توان بر این مشکل فائق آمد. یک مشکل دیگر، وجود نامعینی در ساختن قواعد فازی و همچنین نامعینی در توابع عضویت قسمت شرط و قسمت نتیجه در سیستم‌های فازی است. منطق فازی نوع اول در حل مشکل نامعینی در توابع عضویت، ناتوان است. این مشکل با استفاده از منطق فازی نوع ۲ و سیستم‌های فازی نوع ۲ مرتفع گردیده است. به بیان دیگر، اگر در یک سیستم فازی در تعیین شکل توابع عضویت شرط و نتیجه و همچنین پارامترهای آنها، نا یقینی وجود داشت، باید از منطق فازی نوع ۲ استفاده شود [۳۲].

۵-۲- تئوری فازی نوع ۲

منطق فازی نوع ۱ و نوع ۲ در اصل هیچ تفاوتی با هم ندارند. همچنین سیستم‌های فازی نوع ۱ و نوع ۲ هیچ فرقی با هم ندارند و تنها تفاوت آنها در شکل تابع عضویت آنهاست. برای محاسبه خروجی در سیستم‌های فازی نوع ۱، باتوجه به اینکه خروجی این سیستم‌ها مجموعه فازی نوع ۱ است، با فازی‌زدایی، یک مقدار عددی به دست می‌آید. اما در سیستم‌های فازی نوع ۲، خروجی سیستم یک مجموعه فازی نوع ۲ است؛ بنابراین پس از یک مرتبه فازی‌زدایی از یک مجموعه فازی نوع ۲، یک مجموعه فازی نوع ۱ به دست خواهد آمد. این عملیات تبدیل یک مجموعه فازی نوع ۲ به یک مجموعه فازی نوع ۱ است که آن را "کاهش مرتبه" می‌نامند که بحثی بسیار مهم در سیستم‌های فازی نوع ۲ است [۳۳]. ساختار یک سیستم فازی نوع ۲ همانند یک سیستم فازی نوع ۱ است که فقط بلوک "کاهش مرتبه" اضافه شده است. سیستم‌های فازی نوع ۲ با توجه به منطق فازی کلی با فاصله‌ای بکار رفته در آنها، به دو دسته سیستم‌های فازی نوع ۲ کلی و سیستم‌های فازی نوع ۲ بازه‌ای تقسیم می‌شوند. که در این تحقیق از سیستم فازی نوع ۲ بازه‌ای استفاده شده است.

$${}^{RL}D_t^\alpha f(t) = \frac{d^\alpha f(t)}{dt^\alpha} = \frac{1}{\Gamma(q-\alpha)} \frac{d^q}{dt^q} \int_{t_0}^t \frac{f(\tau)}{(t-\tau)^{\alpha+1-q}} d\tau$$

for $q-1 < \alpha < q$

که به ترتیب α و T_0 مرتبه کسری غیرصحیح تابع انتگرال و زمان اولیه هستند. برای پیاده‌سازی یا شبیه‌سازی در سیستم‌های کنترلی مانند FOPID مؤلفه‌های مرتبه غیرصحیح با استفاده از روشهای تقریبی محاسبه می‌شوند. در این مطالعه با استفاده از روش تقریبی Oustaloup مراتب کسری S توسط چندین قطب و صفر در اطراف نقاط عملیاتی فرکانس تقریب می‌شوند. آنها می‌توانند تابع انتقال مرتبه صحیح بالاتر معادله (۶) را به عنوان تقریب قابل توجهی از مؤلفه‌های مرتبه کسری ایجاد کنند. در شبیه‌سازی و اجرای این روش در MATLAB، FO، با مرتبه صحیح تقریب می‌شود [۲۸]. جعبه‌ابزار FO Modeling and Control در MATLAB استفاده می‌شود و معادله (۶) تابع انتقال آن را تعریف می‌کند [۳۱].

$$S^\alpha = K_0 \prod_{k=1}^N \frac{s + \omega_k^z}{s + \omega_k^p} \quad (۶)$$

در رابطه با معادله (۶)، بهره؛ صفر و قطب به ترتیب با K_0 و ω_k^z و ω_k^p نشان داده شده اند که مقدار آنها در محدوده فرکانسی $\{\omega_L, \omega_H\}$ به شرح زیر است [۲۸].

$$\omega_k^p = \omega_L \left(\frac{\omega_H}{\omega_L} \right)^{\frac{k+N+(1+\alpha)}{(2N+1)}}$$

$$\omega_k^z = \omega_L \left(\frac{\omega_H}{\omega_L} \right)^{\frac{k+N+(1-\alpha)}{(2N+1)}} \quad (۷)$$

$$K_0 = \omega_H^\alpha$$

که α مرتبه انتگرال و دیفرانسیل مثبت و غیرصحیح $0 < \alpha < 1$ است. لازم به ذکر است که این تکنیک از توزیع بازگشتی یک فیلتر خطی $(2N+1)$ با محدوده فرکانس بالا/پایین (ω_H/ω_L) بهره می‌برد. رابطه مستقیمی بین مقدار N و کارایی روش تقریب پیشنهادی وجود دارد. از این رو، انتظار می‌رود فرآیند تقریب در مقادیر بالای N پیچیده‌تر شود. به منظور تعدیل دقت و پیچیدگی، در این کار مقدار $N=5$ و محدوده فرکانس $\omega_L = 10^{-3}$ و $\omega_H = 10^{+3} \text{ rad/s}$ گرفته شده است که با آزمون و خطا تعیین شده است.

عملکرد مناسب کنترل‌کننده‌های FO با درجه آزادی بیشتر در طیف وسیعی از کاربردها، از جمله مهندسی عمران، توجه زیادی را به خود جلب کرده است. بر این اساس، باتوجه به مزایای شبکه عصبی، رویکرد کنترل اتخاذ



۲-۶- تئوری فازی نوع ۲ بازه‌ای (IT2FLS)

هنگام طراحی یک سیستم کنترل سازه با استفاده از روش‌های کنترلی، کارایی و استحکام دو عامل اصلی هستند که باید در نظر گرفته شوند. در یک سیستم سازه‌ای با دینامیک غیرخطی، عدم قطعیت‌های ناشی از مدل سازی، بارهای لرزه‌ای، عملکرد کنترل کننده‌های کلاسیک ساده مطلوب نیست. روش سنتی آزمون و خطا برای تنظیم پارامترهای سیستم کنترل منجر به کاهش عملکرد دینامیکی در طیف وسیعی از عملکرد و شرایط بار مختلف می‌شود. از سوی دیگر، در اکثر شرایط آزمایشگاهی، مدل ریاضی پلنت قابل اعتماد نیست. بنابراین رویکردهای عصبی- فازی پیشنهاد شده است تا به طور بهینه با عدم قطعیت‌ها و تغییرات پارامتریک مقابله کنند [۳۳]. در بین روش‌های مختلف کنترل، سیستم منطق فازی نوع ۱ به دلیل سادگی و کارایی آن در برابر سیستم‌های غیرخطی، بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۳۴]. با این حال، سیستم منطق فازی نوع ۲ محبوب‌تر از T1FLS است، زیرا با توابع عضویت کمتر، عملکرد قوی‌تر و درجات آزادی بیشتری برای مقابله با عدم قطعیت‌ها ایجاد می‌کند. در سال ۱۹۷۵، پروفیسور زاده برای اولین بار IT2FLS را معرفی کرد که در آن فقط یک بلوک کاهش نوع اضافه شد. همانطور که در معادله زیر نشان داده شده است، در حالت پیوسته، مجموعه فازی نوع ۲ با \tilde{A} نشان داده می‌شود.

$$\tilde{A} = \left\{ (x,u), \mu_{\tilde{A}}(x,u) \mid \forall x \in X, \forall u \in J_x^u \subseteq [0,1] \right\} \quad (8)$$

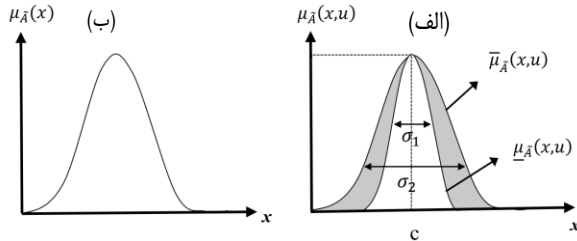
در رابطه بالا $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x,u) \leq 1$ یک تابع عضویت نوع ۲ است، $x \in X, u \in J_x^u \subseteq [0, 1]$ عبارت دیگر برای \tilde{A} بصورت زیر است:

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \int_{u \in J_x^u \subseteq [0,1]} \frac{\mu_{\tilde{A}}(x,u)}{(x,u)} \quad (9)$$

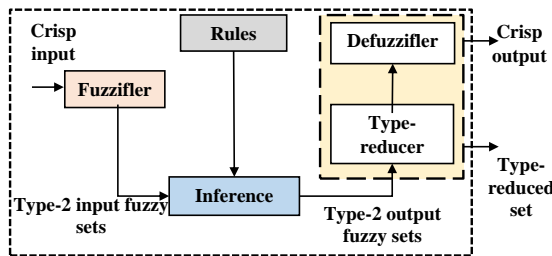
که $\left(\int \int \right)$ نشان‌دهنده یکپارچگی روی همه متغیرهای ورودی مجاز x و u است. در واقع $J_x^u \subseteq [0, 1]$ ، عضویت اولیه x را نشان می‌دهد و $\mu_{\tilde{A}}(x,u)$ یک مجموعه فازی نوع ۱ است که به عنوان مجموعه عضویت ثانویه شناخته می‌شود.

وقتی $\mu_{\tilde{A}}(x,u) = 1$ می‌باشد، یک نوع فازی بازه ای به دست می‌آید که برای به حداقل رساندن هزینه‌های محاسباتی استفاده می‌شود. همانطور که در شکل (۲) سمت چپ نشان داده شده است، هیچ عدم قطعیتی در T1FLS در نظر گرفته نشده است و فقط یک مقدار واضح برای ورودی وجود دارد. در حالیکه، در IT2FLS با دو تابع عضویت بالا و پایین، به ترتیب $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x,u)$ و $\overline{\mu}_{\tilde{A}}(x,u)$ در شکل سمت راست نشان داده شده است. در واقع تفاوت بین مجموعه فازی نوع ۲ و مجموعه فازی نوع ۱ در تابع عضویت (MF) نامشخص است. منطقه‌ای به نام ردپای عدم قطعیت از طریق این تفاوت ایجاد می‌شود. تابع عضویت گاوسی در

این مقاله به کار گرفته شده است زیرا فرآیندهای کنترل را در مقایسه با MF های دوزنقه‌ای بهتر تعریف می‌کند [۳۵]. علاوه بر این، MF های گاوسی عملکرد بهتری نسبت به MF های خطی تکه‌ای، در نظر گرفتن کل دامنه ورودی دارند [۳۶].



شکل ۲- ساختار تابع عضویت فازی نوع ۱ (الف) و توابع عضویت فازی نوع ۲ (ب) با انحراف استاندارد نامشخص



شکل ۳- بلوک دیاگرام IT2FLS

معادله (۱۰) تابع گاوسی نوع ۲ را تعریف می‌کند که بر اساس آن مرکز و شعاع تابع گاوسی که به ترتیب با c و σ نشان داده شده است را می‌توان تنظیم کرد.

$$\mu_{\tilde{A}}(x,u) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right), \quad (10)$$

$$c, \sigma = 1, 2$$

علاوه بر این، قوانین زیر باید در نظر گرفته شود:

$$R^n: \text{if } x_1 \text{ is } \tilde{A}_{n1} \text{ and } x_2 \text{ is } \tilde{A}_{n2}, \text{ then } y \text{ is } \tilde{Y} \quad (11)$$

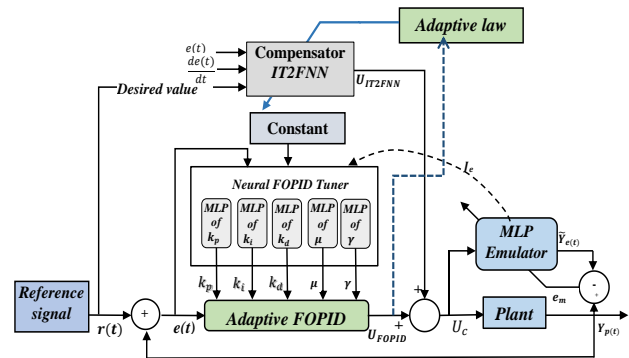
لازم به ذکر است که R^n قانون تابع عضویت n ام است. پارامترهای ورودی x_1 و x_2 هستند و \tilde{Y} پارامتر خروجی است که آموزش داده شده است. در سال ۲۰۰۱، کارنیک و مندل چندین رویکرد برای کاهش نوع ارائه کردند [۳۷]. در این تحقیق از روش مرکز مجموعه استفاده شده است. همانطور که در شکل (۳) نشان داده شده است، ساختار IT2FLS دارای پنج لایه است: لایه ورودی، لایه فازی فایر، موتور استنتاج فازی، لایه کاهش نوع و لایه نافیازی سازی.



۳- طرح کنترل پیشنهادی

۳-۱- ساختار کنترل کننده FOPID تطبیقی پیشنهادی

همان طور که در شکل (۴) نشان داده شده است، در این استراتژی کنترل پیشنهادی از روش یادگیری خطای بازخورد نیروی کنترلی استفاده می شود [۳۸]. استراتژی کنترل شامل کنترل کننده FOPID تطبیقی مقاوم و کنترل کننده هوشمند IT2FNN است که سیستم را به طور همزمان کنترل می کنند.



شکل ۴- دیاگرام استراتژی کنترل پیشنهاد شده در این مطالعه

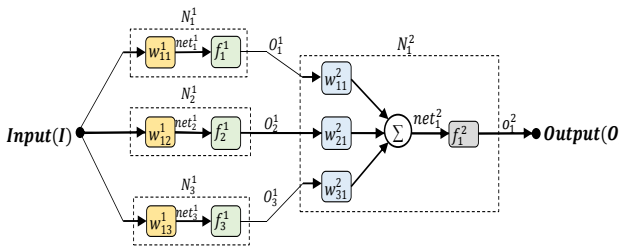
خروجی نهایی کنترل کننده پیشنهادی^۱ شامل مجموع خروجی کنترل کننده های FOPID تطبیقی و جبران کننده IT2FNN است. همچنین $e(t)$ نشان دهنده خطای کنترل است که در این تحقیق به حداقل رساندن جایجایی طبقه بام در نظر گرفته شده است. یک پرسپترون چند لایه (MLP) برای تنظیم پارامترهای FOPID برای هر ضریب و مرتبه کسری استفاده می شود. در به روز رسانی وزن شبکه عصبی، الگوریتم EKF بر برنامه های آنلاین به دلیل مقاومت ذاتی و همگرایی در تکرارهای کمتر نسبت به الگوریتم BP ترجیح داده می شود. تابع هزینه در این رویکرد، که با به روز رسانی وزن به حداقل می رسد، به ژاکوبین پلنت نیاز دارد که با روش های مختلفی قابل محاسبه است [۳۹].

علاوه بر این، ژاکوبین پلنت به اندازه تنظیم مستقیم پارامترهای کنترل کننده مهم نیست. از سوی دیگر، رویکرد BP می تواند تخمین معقولی از ژاکوبین سیستم ارائه دهد. برای فرآیند طراحی کنترل کننده، لازم است پارامترهای دینامیکی نامشخص سیستم در نظر گرفته شود. برای این منظور از کنترل کننده IT2FNN به عنوان جبران کننده استفاده می شود، زیرا زمانی که سیستم دارای عدم قطعیت زیادی است این کنترل کننده در مقایسه با T1FLS [۴۰] و ANN [۴۱] که ممکن است سطح عملکرد بهینه را با پیچیدگی معقول [۴۲] ارائه نکنند، انتخاب بهتری است. همان T2FLS همان T2FLS با مزیت سازگاری است که می تواند به عنوان

یک جبران کننده برای مقابله با اغتشاشات خارجی، تخمین خطاها برای توابع غیرخطی ناشناخته و تخمین خطاهای آینده استفاده شود. U_{FOPID} خروجی

کنترل کننده تطبیقی به عنوان یک سیگنال خطای آموزشی برای تنظیم پارامترهای آن به صورت آنلاین در ساختار FEL استفاده می شود. اگر U_{FOPID} به صفر منتهی شود، هدف کنترلی سیستم حلقه بسته، که کاهش جایجایی بام است، محقق می شود.

از آنجایی که تمام اطلاعات داده در یک جهت وارد MLP می شود، یک شبکه عصبی پیش خور است. تعداد لایه ها و نورون ها مهم ترین مسئله در ساختار NN است. در کارهای قبلی [۴۳]، تایید شده است که فقط یک لایه پنهان با توابع فعال سازی اختیاری، NN می تواند تقریب کلی از رفتار سیستم را داشته باشد. از این رو، قابلیت های شبکه عصبی در تقریب توابع پیوسته قابل توجه است. برای تعیین تعداد گره های پنهان، فلچر و گاس نشان دادند که با استفاده از شبکه ای با ورودی k و خروجی q ، تعداد گره ها باید در محدوده $q + 2\sqrt{k} + 1$ تا $2k + 1$ باشد. بنابراین، طبق شکل (۵)، سه گره در لایه پنهان با پنج NN برای کنترل کننده در این تحقیق در نظر گرفته شده است [۴۲].



شکل ۵- ساختار شبکه عصبی در نظر گرفته شده در این تحقیق

در رابطه با شکل بالا، در لایه پنهان شبکه، سه نورون به نام های N_1^1 ، N_2^1 و N_3^1 در نظر گرفته شده است. بر این اساس، یک نورون در لایه خروجی N_1^2 وجود دارد. معادلات زیر روابط ریاضی در نورون ها را نشان می دهد:

$$N_1^1: net_1^1 = w_{11}^1 * I \quad O_1^1 = f_1^1(net_1^1) \quad (12)$$

$$N_2^1: net_2^1 = w_{12}^1 * I \quad O_2^1 = f_2^1(net_2^1) \quad (13)$$

$$N_3^1: net_3^1 = w_{13}^1 * I \quad O_3^1 = f_3^1(net_3^1) \quad (14)$$

$$N_1^2: net_1^2 = \sum_{i=1}^3 w_{i1}^2 * o_i^1 \quad O_1^2 = f_1^2(net_1^2) \quad (15)$$

لازم به ذکر است که تابع فعال سازی گره های لایه پنهان با استفاده از تابع مماس هذلولی در نظر گرفته می شود. با در نظر گرفتن نرخ تغییر خروجی تابع بین -۱ و ۱، می توان از یک تابع خطی برای گره خروجی برای نگاشت

^۱ AFOPID

$$\frac{\partial \bar{Y}_e(t)}{\partial U_c(t)} = f^2(t) W^2(t) f^1(t) W^1(t) \quad (25)$$

$$net^2 = net_1^2$$

$$o^1 = [o_1^1, o_2^1, o_3^1] \quad (26)$$

$$net^1 = [net_1^1, net_2^1, net_3^1]$$

$$W^1 = [w_{11}^1, w_{12}^1, w_{13}^1]$$

$$W^2 = [w_{11}^2, w_{21}^2, w_{31}^2]$$

روابط زیر مربوط به ابعاد معادله (25) می باشد. (27)

$$J_e(t) = \frac{\partial \bar{Y}_e(t)}{\partial U_c(t)} = \underbrace{(W^1(t))^T}_{3 \times 1} \underbrace{(f'^2(t))}_{1 \times 1} \underbrace{(W^2(t))}_{1 \times 3} \cdot \underbrace{f'^1(t)}_{3 \times 1}$$

تابع هزینه زیر برای طراحی الگوریتم به روزرسانی کنترل کننده بر اساس روش EKF برای استفاده از ژاکوبین شبیه ساز به جای پلنت در نظر گرفته شده است [44].

$$E_c(t) = \frac{1}{2} (r(t) - (Y_p(t)))^2 = \frac{1}{2} e(t)^2 \quad (28)$$

علاوه بر این، روند به روزرسانی آرایه وزن ها به شرح زیر است:

$$W_T = [w_{11}^1, w_{12}^1, w_{13}^1, w_{21}^2, w_{31}^2] \quad (29)$$

$$W_T(t+1) = w_T(t) + H(t) \cdot e(t) \quad (30)$$

قابل ذکر است که بهره کالمن که برای به روزرسانی آرایه وزنی از طریق ماتریس گرادیان $G(t)$ ، ماتریس کوواریانس خطا $C(t)$ و عامل نرمال سازی $N(t)$ استفاده می شود، با $H(t)$ نشان داده می شود.

$$H(t) = C(t)G(t)N(t) \quad (31)$$

$$N(t) = [R_n(t) + G^T(t)C(t)G(t)]^{-1} \quad (32)$$

در معادله بالا، $R_n(t)$ نشان دهنده ماتریس نویز مشاهده است. با استفاده از روابط زیر، $C(t)$ به روز می شود:

$$C(t+1) = C(t) - H(t)G^T(t)C(t) \quad (33)$$

تعریف ماتریس گرادیان $G(x)$ در زیر آورده شده است:

$$G(t) = \begin{bmatrix} \frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{11}^1(t)}, \frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{12}^1(t)}, \frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{13}^1(t)}, \frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{11}^2(t)} \\ \frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{21}^2(t)}, \frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{31}^2(t)} \end{bmatrix} \quad (34)$$

معادلات زیر تغییر خروجی $Y_p(t)$ را نسبت به تغییر وزن لایه دوم نشان می دهد:

داده ها به مقدار قابل قبول استفاده کرد؛ بنابراین، لایه های اول و دوم دارای توابع فعال سازی هستند که در معادلات (16) و (17) نشان داده شده است.

$$f_i^1(net_1^1) = \tanh(net_1^1) \quad (16)$$

$$f_1^2(net_1^2) = net_1^2 \quad (17)$$

۲-۳- الگوریتم به روز رسانی وزن ها

رویکرد نزولی گرادیان بر اساس قانون زنجیره ای مشتقات در این شبیه ساز استفاده می شود [44].

$$E_m(t) = \frac{1}{2} (Y_p(t) - \bar{Y}_e(t))^2 = \frac{1}{2} e_m^2(t) \quad (18)$$

الگوریتم به روزرسانی کلی در زیر آورده شده است:

$$w_{ij}^{(L)}(t+1) = w_{ij}^{(L)}(t) - \eta \nabla E_m(w_{ij}^{(L)}(t)) \quad (19)$$

براین اساس، مقدار به روزرسانی وزن با نرخ یادگیری η تعریف می شود. معادله (20) مشتق جزئی تابع هزینه به وزن لایه دوم را نشان می دهد.

$$\nabla E_m(w_{i1}^{(2)}(t)) = \frac{\partial E_m(t)}{\partial w_{i1}^{(2)}(t)} = -e_m(t) \cdot f^2(net_1^2(t)) \cdot o_i^1(t) \quad (20)$$

علاوه بر این، معادله (21) الگوریتم به روز شده را نشان می دهد.

$$w_{i1}^{(2)}(t+1) = w_{i1}^{(2)}(t) + \eta \cdot e_m(t) \cdot o_i^1(t) \quad (21)$$

معادلات به روزرسانی از طریق زنجیره مشتقات ارائه شده در زیر برای گرادیان تابع هزینه به وزن ها در لایه اولیه به دست می آید:

$$\frac{\partial E_m(t)}{\partial w_{i1}^1(t)} = -e_m(t) \cdot f^2(net_1^2(t)) \cdot w_{i1}^{(2)}(t) \cdot f^1(net_1^1(t)) \cdot I(t) \quad (22)$$

$$w_{i1}^{(1)}(t+1) = w_{i1}^{(1)}(t) + \eta \cdot e_m(t) \cdot w_{i1}^2(t) \cdot (1 - \tanh(net_1^1(t))) \cdot I(t) \quad (23)$$

در رابطه با معادلات بالا، ورودی شبیه ساز با نیروی کنترلی نشان داده می شود. پس از تکمیل طراحی NN شبیه ساز، می توان ژاکوبین شبیه ساز را به جای پلنت انتخاب کرد.

$$\frac{\partial Y_p(t)}{\partial U_c(t)} \cong \frac{\partial \bar{Y}_e(t)}{\partial U_c(t)} \quad (24)$$

بنابراین، حتی اگر دینامیک های بدون مدل در سیستم واقعی وجود داشته باشد، اثرات آنها توسط شبیه ساز و ژاکوبین قابل درک است. تغییر خروجی $\bar{Y}_e(t)$ به ورودی U_c مطابق معادلات زیر مشخص می شود.



$$\frac{\partial U_c}{\partial \gamma} = k_d s^\gamma e \ln(s) \quad (45)$$

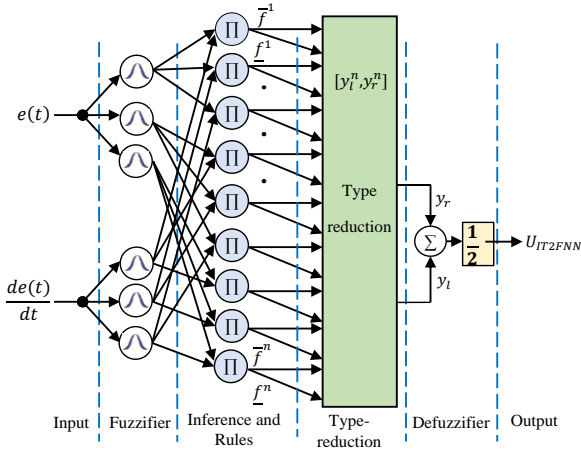
۳-۳- ساختار کنترل کننده IT2FNN پیشنهادی به عنوان یک جبران کننده

در یک سیستم غیرخطی، شبکه‌های عصبی فازی با ترکیب شبکه‌های عصبی و استدلال فازی، اطلاعات نامعین را مدیریت می‌کنند. ساختار IT2FNN در شکل (۶) نشان داده شده است، دارای دو ورودی $e(t)$ و $\frac{de(t)}{dt}$ و یک خروجی U_{IT2FNN} است. n تعداد قوانین را نشان می‌دهد [۴۱]. با در نظر گرفتن معادلات (۴۶) و (۴۷) که برای تعیین قوانین فازی هستند، خروجی کنترل کننده با استفاده از مراحل زیر محاسبه می‌شود:

$$\bar{\mu}_{\bar{A}}(x, u) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (46)$$

$$\underline{\mu}_{\bar{A}}(x, u) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad (47)$$

$$i = 1, \dots, n$$



شکل ۶- ساختار کنترل کننده IT2FNN در نظر گرفته شده در این مطالعه

براین اساس $X(t) = (e(t), (de(t)/dt))^T$ نشان‌دهنده بردار ورودی است. همچنین عرض و مرکز تابع گاوسی به ترتیب با c_i و σ_i نشان داده می‌شود. در اینجا از رویکرد (COS) کاهش نوع مجموعه استفاده شده است و روابط زیر برای محاسبه چنین پارامترهایی در نظر گرفته شده است:

$$\begin{aligned} \frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{i1}^2(t)} &= \frac{\partial Y_p(t)}{\partial U_{FOPID}(t)} \cdot \frac{\partial U_{FOPID}(t)}{\partial O(t)} \cdot \frac{\partial O(t)}{\partial net_1^2(t)} \cdot \frac{\partial net_1^2(t)}{\partial w_{i1}^2(t)} \quad (35) \\ &= \frac{\partial Y_p(t)}{\partial U_{FOPID}(t)} \cdot \frac{\partial U_{FOPID}(t)}{\partial O(t)} \cdot \frac{\partial O(t)}{\partial net_1^2(t)} \cdot \frac{\partial net_1^2(t)}{\partial w_{i1}^2(t)} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{i1}^2(t)} = J_e(t) \cdot \frac{\partial U_{FOPID}(t)}{\partial O(t)} \cdot \dot{f}^2(net_1^2(t)) \cdot O_i^1(t) \quad (36)$$

روابط لایه اول به شرح زیر است:

$$\frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{i1}^2(t)} = \frac{\partial Y_p(t)}{\partial U_{FOPID}(t)} \cdot \frac{\partial U_{FOPID}(t)}{\partial O(t)} \cdot \frac{\partial O(t)}{\partial net_1^2(t)} \quad (37)$$

$$\frac{\partial net_1^2(t)}{\partial O_i^1(t)} \cdot \frac{\partial O_i^1(t)}{\partial net_1^1(t)} \cdot \frac{\partial net_1^1(t)}{\partial w_{i1}^2(t)}$$

$$\frac{\partial Y_p(t)}{\partial w_{i1}^1(t)} = J_e(t) \cdot \frac{\partial U_{FOPID}(t)}{\partial O(t)} \cdot \dot{f}^2(net_1^2(t)) \quad (38)$$

$$\cdot w_{i1}^2(t) \cdot \dot{f}^1(net_1^1(t)) \cdot I(t)$$

برای فعال نگه داشتن NN ها و تغییرات منطقی خطا $e(t)$ و ژاکوبین شبیه ساز J_e ، یک مقدار ثابت برای ورودی I در نظر گرفته می‌شود. اما باید توجه داشت که حساسیت کنترل کننده نسبت به خطا در روابط ثابت است. همانطور که از معادله (۳۹) مشاهده می‌شود، فرم لاپلاس را می‌توان در نیروی کنترل FOPID استفاده کرد. همچنین، پایداری کنترل کننده پیشنهادی را می‌توان با توجه به μ و γ در محدوده (۰، ۱) تضمین کرد. حالت اپراتوری نیز به شکل زیر است.

$$u(t) = K_p e(t) + K_I D^{-\lambda} e(t) + K_D D^\mu e(t) \quad (39)$$

$$U_{FOPID} = k_p e(t) + \frac{k_i}{s^\mu} e(t) + k_d s^\gamma e(t) \quad (40)$$

$$\mu, \gamma \in (0, 1)$$

علاوه بر این، در رابطه با شکل (۴)، $\frac{\partial U_{FOPID}}{\partial O}$ در معادلات (۳۶) و (۳۸) برای هر پارامتری که در زیر نشان داده شده است، متفاوت است:

$$\frac{\partial U_c}{\partial k_p} = e \quad (41)$$

شبکه‌های عصبی برای k_p ، k_i ، k_d ، μ و γ به ترتیب در معادلات (۴۲) تا (۴۵) نشان داده شده است

$$\frac{\partial U_c}{\partial k_i} = \frac{e}{s^\mu} \quad (42)$$

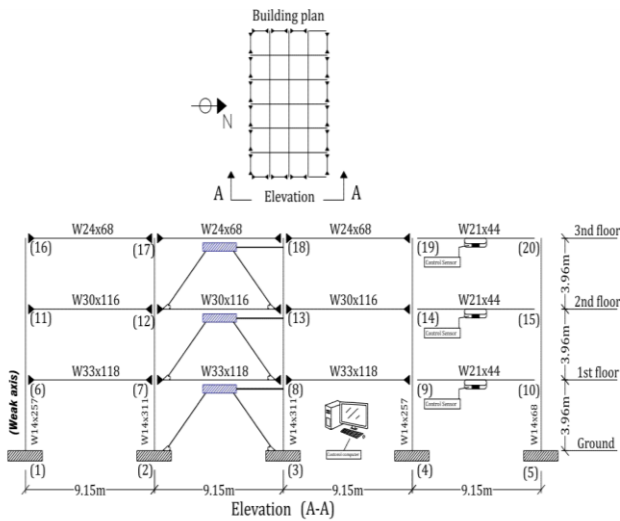
$$\frac{\partial U_c}{\partial k_d} = s^\gamma e \quad (43)$$

$$\frac{\partial U_c}{\partial \mu} = -\frac{k_i}{s^\mu} e \ln(s) \quad (44)$$

۴- مطالعه عددی

۴-۱- سازه مینا ۳ طبقه

به منظور ارزیابی بیشتر کنترل کننده معرفی شده در این تحقیق یک سازه مینا غیرخطی ۳ طبقه مجهز به میراگر نیمه فعال MR تحت زلزله‌های معرفی شده مورد بررسی قرار می‌گیرند [۳]. این سازه برای منطقه لس آنجلس کالیفرنیا طراحی شده و ضوابط طراحی زلزله در آن رعایت شده است. شکل (۸) قاب مینای مورد مطالعه ۳ طبقه غیرخطی را نشان می‌دهد که برای کنترل سازه از میراگر سیال مغناطیسی استفاده شده است. برای هر طبقه از این سازه، یک عدد میراگر نصب شده و این محرک‌ها با یک کنترل کننده تطبیقی کنترل می‌شوند. از سه سنسور برای اندازه گیری شتاب بهره برده شده است که در طبقه اول، دوم و سوم سازه قرار گرفته اند.



Notes

Beams (248 MPa):
beam sizes as indicated in figure.

Columns (345 MPa):
column sizes same throughout elevation.

Restraints:
columns fixed at base;

Connections:
← → indicates a moment resisting connection;
- - indicates a simple (hinged) connection.

Dimensions:
all measurements are center line;
floor-to-floor heights 3.96 m (13'- 0");
bay widths (all) 9.15 m (30'- 0").

Seismic Mass:
including steel framing, for both N-S MRFs;
1st-2nd levels 9.57x10⁵ kg;
3rd level 1.04x10⁶ kg;
entire structure 2.95x10⁶ kg.

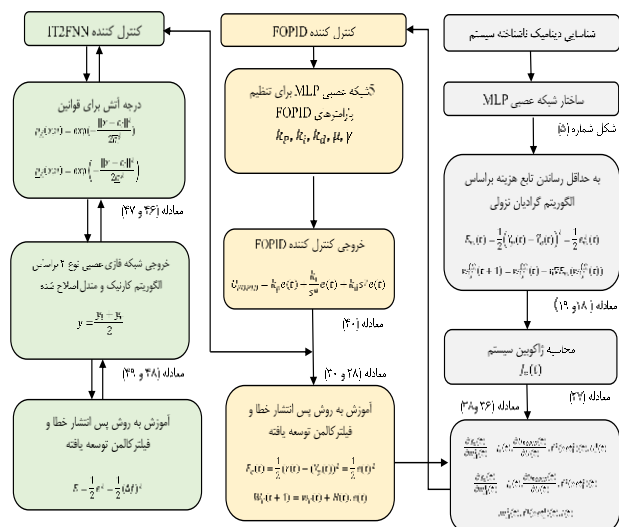
شکل ۸- ساختار سازه ۳ طبقه مینا مجهز به میراگر جرمی نیمه فعال MR

$$y_{l,r} = \begin{cases} y_l = \frac{\sum_{n=1}^L \bar{f}^n y^n}{\sum_{n=1}^L \bar{f}^n + \sum_{n=L+1}^N \bar{f}^n} + \frac{\sum_{n=L+1}^N \bar{f}^n y^n}{\sum_{n=1}^L \bar{f}^n + \sum_{n=L+1}^N \bar{f}^n} \\ y_r = \frac{\sum_{n=1}^R \underline{f}^n y^n}{\sum_{n=1}^R \underline{f}^n + \sum_{n=R+1}^N \underline{f}^n} + \frac{\sum_{n=R+1}^N \underline{f}^n y^n}{\sum_{n=1}^R \underline{f}^n + \sum_{n=R+1}^N \underline{f}^n} \end{cases} \quad (48)$$

در رابطه با معادله (۴۸)، شدت قاعده بالا و پایین به ترتیب با \bar{f}^n و \underline{f}^n نشان داده شده است. $[y^n, \bar{y}^n]$ مربوط به مرکز مجموعه نتایج بازه نوع ۲ است که با استفاده از یک رویکرد تکراری محاسبه شده است، که در [۳۷] بیان شده است. و عدد قانون با N نشان داده می‌شود. y_l و y_r به عنوان نقطه پایانی چپ و راست نوع مجموعه کاهش یافته است. بر این اساس، R و L نقاط سوئیچینگ مشخص شده بین $[1, N-1]$ قابل محاسبه هستند. در نهایت، خروجی بخش کاهش نوع (خروجی واقعی) از نافازی سازی ارسال می‌شود. میانگین نقاط چپ و راست به عنوان نافازی سازی برای فازی نوع ۲ بازه ای در نظر گرفته می‌شود و خروجی عددی (crisp) با استفاده از معادله (۴۹) محاسبه می‌شود.

$$y = \frac{y_l + y_r}{2} \quad (49)$$

در شکل شماره (۷) فلوچارت کلی استراتژی کنترل پیشنهادی نشان داده می‌شود:



شکل ۷- فلوچارت کلی استراتژی کنترل با توجه به رویکرد پیشنهادی

در این مطالعه مطابق جدول ۱ پارامترهای میراگر طوری انتخاب شده‌اند تا به‌ازای حداکثر ولتاژ $V_{MAX} = 10 v$ ظرفیتی معادل 1000 KN داشته باشد:

جدول ۱- خواص مکانیکی میراگر MR

Parameter	Value
α_a	$1.0872 \times 10^5 (N/cm)$
α_b	$4.9616 \times 10^5 (N/cm/v)$
C_{0a}	$4.40 (Ns/cm)$
C_{0b}	$44.0 \times 10^5 (N/cm/v)$
A	1.2
n	1
β	$3.0 (cm^{-1})$
γ	$3.0 (cm^{-1})$
η	$50 (s^{-1})$

پژوهشگران [۴۵] برخی از معیارهای ارزیابی را برای ارزیابی قابلیت های هر استراتژی کنترل پیشنهادی تعریف می کنند. معیارهای عملکردی که در این مطالعه برای سازه ۳ طبقه مینا مورد استفاده قرار می گیرند با J_1 تا J_6 مشخص شده‌اند. این معیارها که به اختصار در جدول ۲ ارائه شده اند، به صورت نسبتی از پاسخ های کنترل شده و کنترل نشده محاسبه می شوند.

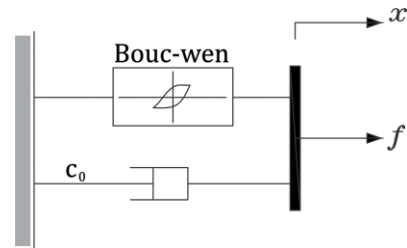
بر اساس معادله (۵۲) نرم $\| \cdot \|$ به دست می آید که طبق آن t_f ، زمان کافی برای تضعیف پاسخ سازه می باشد [۴۶]. با توجه به معادله، مدت زمان ۱۰۰ ثانیه برای زلزله های السنترو، هاجینوهه و نورتریج و ۱۸۰ ثانیه برای زلزله کوبه در نظر گرفته شده است.

$$\| \cdot \| = \sqrt{\frac{1}{t_f} \int_0^{t_f} (\cdot)^2 dt} \quad (52)$$

در مدل ارزیابی، اثرات رفتار غیرخطی مفاصل پلاستیک بر روی انتهای المان‌ها به صورت متمرکز در نظر گرفته شده است. رفتار این مفاصل به عنوان یک مدل هسترتیک دوخطی مدل سازی شده است. شرح مفصل و مدل سازی ریاضی ساختمان مینا را می توان در منبع [۴۵] مطالعه کرد. یک نوع بسیار جالب از دستگاه های نیمه فعال، میراگرهای MR هستند که قادر به تغییرات برگشت پذیر ویسکوزیته هستند.

این نوع میراگر از ذرات قطعی شده مغناطیسی معلق در روغن تشکیل شده است. توانایی آنها برای تبدیل از حالت مایع به نیمه جامد در میلی ثانیه با تغییر میدان مغناطیسی، آنها را برای میراگرهای قابل کنترل ایده آل می کند. علاوه بر انرژی کم، مزیت های دیگر مکانیک ساده آنهاست که نگهداری آن را بسیار آسان می کند، زیرا تنها قطعات متحرک آنها پیستون هستند. به طور کلی، ذاتاً پایدار، قابل اعتماد و نسبتاً مقرون به صرفه هستند.

یک مدل ساده از میراگر سیال مغناطیسی که در شکل (۹) نشان داده شده است با نتایج آزمایشگاهی انطباق خوبی داشته و کرم الدین نیز از آن در کاهش خسارت و جابجایی ساختمان مینا بهره جسته است [۳].



شکل ۹- مدل مکانیکی میراگر سیال مغناطیسی [۳]

معادلات حاکم برای این مدل را می توان به صورت زیر نوشت:

$$f = C_0 \dot{x} + az$$

$$\dot{z} = -\gamma \dot{x} |z| |z|^{n-1} - \beta \dot{x} |z|^n + A \dot{x} \quad (50)$$

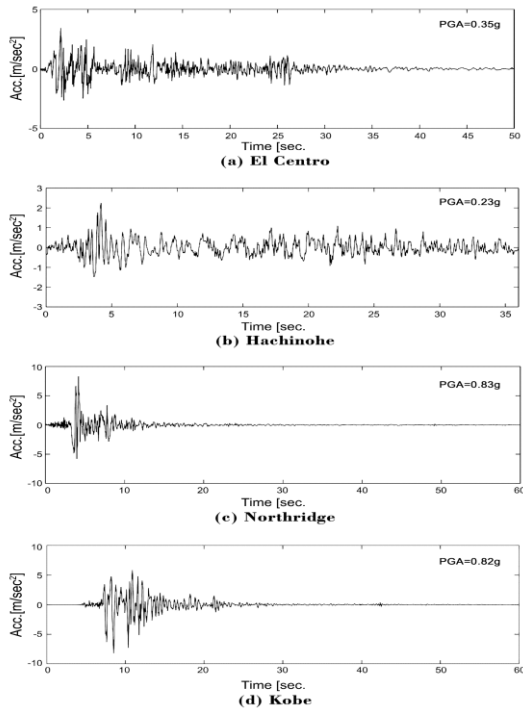
$$a = a(u) = a_a + a_b u$$

$$C_0 = C_0(u) = C_{0a} + C_{0b} u$$

در این رابطه x جابجایی نسبی دو سر میراگر و z یک متغیر تکاملی است که وابستگی پاسخ به تاریخچه آن را نشان می دهد. با تنظیم پارامترهای n ، β ، γ و A می توان شیب رفتار خطی و انحنای قسمت گذر از رفتار خطی به تسلیم را مشخص نمود. پارامترهای a و C_0 نیز متغیر بوده و توسط یک کنترل کننده قابل تنظیم هستند. در این روابط u خروجی جریان مدار الکتریکی میراگر است که توسط رابطه دینامیکی زیر بر حسب ولتاژ ورودی مدار مشخص می شود.

$$\dot{u} = -\eta(u - v) \quad (51)$$





شکل ۱۰- تاریخچه زمانی زمین‌لرزه‌های مورد بررسی [۴۵]

۵- نتایج

در این بخش، عملکرد کنترل کننده پیشنهادی با سایر روش‌های کنترلی انجام شده بر روی سازه مینا ۳ طبقه مجهز به میراگر نیمه‌فعال MR مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. شبیه‌سازی سازه مینا غیرخطی ۳ طبقه با استفاده از متلب انجام شده است. مقایسه جابجایی و شتاب مطلق طبقه سوم سازه برای حالت کنترل نشده و کنترل کننده پیشنهادی AFOPID در شکل (۱۱) نشان داده شده است که نشان می‌دهد این کنترل کننده پیشنهادی می‌تواند به طور مؤثری پاسخ‌های سازه را تحت زلزله‌های مختلف کاهش دهد. همچنین نشان داده شده است که کنترل کننده پیشنهادی می‌تواند میزان تغییر شکل دائمی سازه را به میزان قابل توجهی کاهش دهد. همان‌طور که در شکل (۱۱) به‌عنوان مثال نشان داده شده است، بدیهی است که کنترل کننده پیشنهادی AFOPID تحت زمین‌لرزه‌های حوزه دور و نزدیک بسیار خوب عمل می‌کند و توانسته است پاسخ سازه را به نحو مطلوبی کاهش داد. به‌منظور ارزیابی و مقایسه کمی و دقیق این کنترل کننده پیشنهادی، معیارهای ارزیابی J_1 تا J_6 همان‌طور که قبلاً در جدول ۲ ارائه شده، استفاده می‌شود. برای مقایسه، یک سیستم کنترل فعال (LQG) و سیستم‌های کنترل نیمه‌فعال NNPC و COC و کنترل کننده‌های ANFIS و ANFIS-GA-MFR و شبیه‌سازی شده است. مقادیر این معیارها برای کنترل کننده‌های مختلف و تحت چهار زلزله مختلف با شدت‌های مختلف در جدول ۳ و ۴ ارائه شده است.

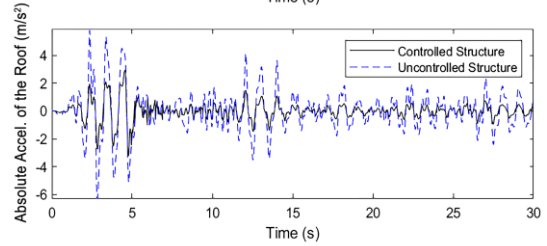
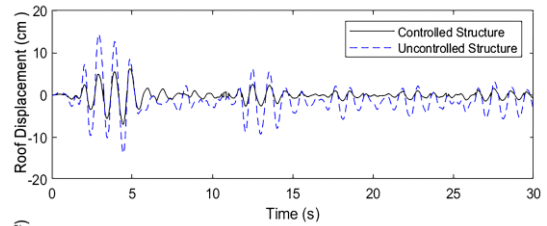
جدول ۲- معیارهای ارزیابی برای سازه غیرخطی مینا ۳ طبقه

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	$J_4 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\max_i \left \frac{d_i(t)}{h_i} \right }{\ \delta^{\max}\ } \right\}$
Normed Level Acceleration	$J_5 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\max_i \ \ddot{x}_{ai}(t)\ }{\ \ddot{x}_b^{\max}\ } \right\}$
Normed Base Shear	$J_6 = \text{Max}_{\substack{\text{El Centro} \\ \text{Hachinohe} \\ \text{Northridge} \\ \text{Kobe}}} \left\{ \frac{\left\ \sum_i m_i \ddot{x}_{ai}(t) \right\ }{\ F_b^{\max}\ } \right\}$

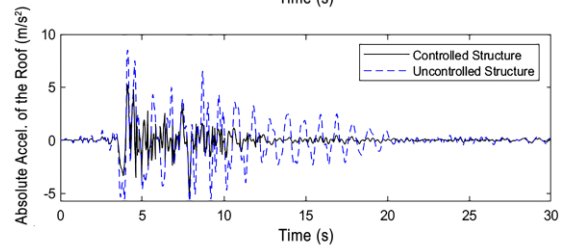
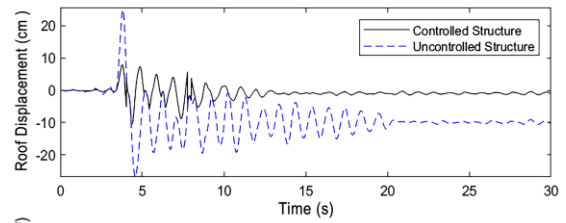
۴-۲- گزارش‌های زلزله

زمین‌لرزه‌های Northridge، Hachinohe 1968، El Centro 1940، Kobe 1994، 1995 به ترتیب به‌عنوان زلزله‌های حوزه دور و نزدیک در نظر گرفته شده‌اند [۴۵]. قابل ذکر است که این رکوردها توسط انجمن بین‌المللی کنترل سازه (IASC) گزارش شده است. PGA زلزله‌های مورد بررسی به ترتیب ۰/۳۵، ۰/۲۳، ۰/۸۳ و ۰/۸۲ (g) می‌باشد. فاصله تا گسل فعال (R) بین ۰/۹۶ تا ۹/۹ کیلومتر برای زمین‌لرزه‌های حوزه نزدیک است. مقادیر PGA بر اساس تاریخچه‌های زمانی در رویدادهای ارائه شده در شکل (۱۰) نشان داده شده است.

Index	Controller	El Centro (0.5)	El Centro (1.0)	El Centro (1.5)	Hachikoba (0.5)	Hachikoba (1.0)	Hachikoba (1.5)
J_1	NNPC	0.562	0.763	0.848	0.681	0.800	0.816
	LQG(Active)	0.544	0.740	0.845	0.636	0.768	0.794
	COC	0.457	0.704	0.883	0.541	0.697	0.706
	ANFIS	0.376	0.652	0.882	0.255	0.389	0.551
	ANFISGAMFR	0.327	0.557	0.767	0.170	0.299	0.441
	AFOPID	0.331	0.478	0.628	0.350	0.353	0.398
J_2	NNPC	0.647	0.806	1.079	0.785	0.929	0.939
	LQG(Active)	0.598	0.781	0.939	0.658	0.798	0.844
	COC	0.820	0.829	0.938	0.812	0.909	0.957
	ANFIS	0.702	0.999	1.262	0.672	0.515	0.958
	ANFISGAMFR	0.610	0.908	1.148	0.585	0.448	0.848
	AFOPID	0.413	0.550	0.736	0.381	0.441	0.609
J_3	NNPC	0.580	0.969	0.974	0.588	0.804	0.962
	LQG(Active)	0.507	0.881	0.914	0.533	0.779	0.925
	COC	0.583	1.043	1.062	0.574	0.779	0.923
	ANFIS	0.684	0.960	1.186	0.603	0.729	0.936
	ANFISGAMFR	0.622	0.835	1.079	0.549	0.634	0.851
	AFOPID	0.342	0.677	0.942	0.312	0.427	0.652
J_4	NNPC	0.583	0.644	0.648	0.421	0.489	0.786
	LQG(Active)	0.570	0.615	0.551	0.417	0.503	0.787
	COC	0.469	0.565	0.554	0.250	0.363	0.702
	ANFIS	0.225	0.346	0.443	0.133	0.155	0.230
	ANFISGAMFR	0.187	0.288	0.369	0.102	0.124	0.170
	AFOPID	0.337	0.336	0.261	0.308	0.329	0.268
J_5	NNPC	0.609	0.705	0.690	0.447	0.508	0.587
	LQG(Active)	0.544	0.661	0.658	0.397	0.496	0.585
	COC	0.558	0.673	0.659	0.395	0.410	0.509
	ANFIS	0.709	0.690	0.725	0.441	0.417	0.462
	ANFISGAMFR	0.645	0.628	0.666	0.405	0.363	0.402
	AFOPID	0.346	0.441	0.478	0.323	0.366	0.464
J_6	NNPC	0.595	0.697	0.672	0.447	0.512	0.594
	LQG(Active)	0.528	0.646	0.634	0.394	0.493	0.585
	COC	0.538	0.664	0.645	0.324	0.417	0.523
	ANFIS	0.728	0.717	0.749	0.437	0.424	0.469
	ANFISGAMFR	0.662	0.664	0.700	0.405	0.393	0.435
	AFOPID	0.351	0.445	0.481	0.326	0.369	0.467



El Centro (الف)



Northridge (ب)

شکل ۱۱- مقایسه جابجایی و شتاب مطلق طبقه سوم سازه برای حالت کنترل نشده و کنترل شده با کنترل کننده پیشنهادی AFOPID تحت زلزله‌های El Centro و Northridge (شدت = ۱)

جدول ۳- معیار ارزیابی برای کنترل کننده‌های (COC) clipped optimal control, linear, neural network predictive control (NNPC), quadratic Gaussian (LQG) (active) ANFIS-genetic algorithm (GA)- adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) MFR algorithms و کنترل کننده پیشنهادی AFOPID برای سازه سه طبقه مینا تحت زمین لرزه‌های حوزه دور

	ANFIS	0.727	0.858	0.662	0.837
	ANFISGAMFR	0.667	0.780	0.613	0.783
	AFOPID	0.490	0.589	0.614	0.539
	NNPC	0.696	0.694	0.581	0.689
	LQG(Active)	0.672	0.664	0.559	0.653
	COC	0.685	0.675	0.567	0.675
J_6	ANFIS	0.720	0.803	0.641	0.830
	ANFISGAMFR	0.673	0.751	0.611	0.776
	AFOPID	0.448	0.546	0.598	0.589

معیار J_1 نسبت دررفت بین طبقه را نشان می‌دهد. مقدار میانگین این معیار در زلزله‌های مختلف برای کنترل کننده پیشنهادی AFOPID ۰/۴۲۹ محاسبه شده است که کمتر از مقادیر محاسبه شده برای سایر کنترل کننده‌ها است. این نشان می‌دهد که عملکرد این کنترل کننده پیشنهادی AFOPID در زمینه کاهش نسبت دررفت طبقاتی بهتر از سایر کنترل کننده‌ها است. کنترل کننده پیشنهادی تأثیر قابل توجهی بر کاهش J_1 (نسبت دررفت بین طبقه) و J_4 (نسبت نرم دررفت بین طبقه‌ای) دارد. کنترل کننده پیشنهادی نسبت دررفت بین طبقه و نسبت نرم دررفت بین طبقه را به میزان ۲۴ و ۱۰ درصد بهتر از کنترل کننده ANFIS-GA-MFR کاهش داده است.

می‌توان نتیجه گرفت که باتوجه به اینکه این کنترل کننده پیشنهادی به صورت تطبیقی است و علی‌رغم اینکه این کنترل کننده برای کاهش شتاب آموزش ندیده است، می‌تواند تا حدودی زیادی شتاب سازه را کاهش دهد. در مقایسه با سایر کنترل کننده‌ها، می‌توان نتیجه گرفت که این کنترل کننده از نظر کاهش شتاب عملکردی، یعنی J_2 و نرم شتاب یعنی J_5 بهتر از سایر کنترل کننده‌ها است. به نحوی که کنترل کننده پیشنهادی J_2 را تا ۵۰ درصد بیشتر از کنترل کننده ANFIS-GA-MFR کاهش می‌دهد و تحت هیچ کدام از زمین لرزه‌ها حوزه دور و نزدیک افزایش شاخصی بزرگتر از ۱ از خود نشان نمی‌دهد. همچنین نتایج نشان داد که کنترل کننده تطبیقی پیشنهادی کارایی بیشتری نسبت به کنترل کننده LQG دارد. به نحوی که مقدار میانگین این معیار برای کنترل کننده LQG برابر ۰/۰۸ است که نسبت به سایر کنترل کننده‌ها کمتر است. این مقدار برای کنترل کننده تطبیقی پیشنهادی ۰/۵۴۵ می‌باشد.

به منظور نشان دادن عملکرد کنترل کننده‌ها در کاهش حداکثر برش پایه زلزله، از معیار J_3 استفاده شده است. کمترین میانگین این معیار در زلزله‌های مختلف مربوط به کنترل کننده LQG با ۰/۸۰۳ می‌باشد. همچنین، برای کنترل کننده‌های ANFIS-GA-MFR، NNPC و COC به صورت ۰/۸۵۱، ۰/۸۷۹ و ۰/۸۸۳ محاسبه شده است، در حالی که این مقدار برای کنترل کننده تطبیقی پیشنهادی ۰/۶۰۷ می‌باشد.

جدول ۴- معیار ارزیابی برای کنترل کننده‌های (COC) clipped optimal control، (LQG) linear quadratic Gaussian (active) neural network predictive، (NNPC) adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)، و ANFIS-genetic algorithm (GA)-MFR algorithms و کنترل کننده پیشنهادی AFOPID برای سازه سه طبقه مینا تحت زمین لرزه‌های حوزه نزدیک

Index	Controller	Northridge (0.5)	Northridge (1.0)	Kobe (0.5)	Kobe (1.0)
J_1	NNPC	0.675	0.949	0.839	0.651
	LQG(Active)	0.826	1.035	0.819	0.854
	COC	0.714	0.950	0.881	0.752
	ANFIS	0.588	0.955	0.960	0.688
	ANFISGAMFR	0.470	0.831	0.873	0.598
	AFOPID	0.322	0.448	0.485	0.495
J_2	NNPC	0.914	1.139	0.826	0.691
	LQG(Active)	0.851	0.869	0.829	0.833
	COC	0.862	0.890	0.871	1.002
	ANFIS	0.926	1.118	1.149	0.811
	ANFISGAMFR	0.842	1.017	1.045	0.706
	AFOPID	0.463	0.643	0.670	0.544
J_3	NNPC	0.912	1.054	0.905	1.045
	LQG(Active)	0.831	0.819	0.851	0.966
	COC	0.910	0.943	0.994	1.006
	ANFIS	0.840	0.975	1.060	1.130
	ANFISGAMFR	0.750	1.049	1.116	1.028
	AFOPID	0.505	0.794	0.691	0.724
J_4	NNPC	0.450	0.515	0.641	0.400
	LQG(Active)	0.725	0.697	0.535	0.680
	COC	0.523	0.738	0.613	0.749
	ANFIS	0.150	0.902	0.939	0.347
	ANFISGAMFR	0.110	0.950	0.846	0.278
	AFOPID	0.093	0.152	0.420	0.594
J_5	NNPC	0.635	0.673	0.592	0.670
	LQG(Active)	0.620	0.648	0.587	0.663
	COC	0.617	0.632	0.567	0.660

- عملکرد کنترل کننده‌ها در کاهش نسبت نرم دریافت طبقه با شاخص J_4 نیز ارزیابی می‌شود. مقادیر میانگین این معیار برای کنترل کننده تطبیقی پیشنهادی $0/310$ محاسبه شده است این مقدار برای کنترل کننده ANFIS-GA-MFR در زلزله‌های مختلف $0/342$ می‌باشد که نشان می‌دهد عملکرد کنترل کننده تطبیقی پیشنهادی به مراتب بهتر از سایر کنترل کننده‌ها بوده است.
- به منظور ارزیابی عملکرد کنترل کننده‌ها در کاهش نرم شتاب طبقه، از معیار J_5 استفاده شده است. میانگین مقدار این معیار برای کنترل کننده تطبیقی پیشنهادی AFOPID برابر $0/465$ می‌باشد، در حالی که میانگین مقادیر این معیار در زلزله‌های مختلف برای ANNPC، LQG، COC و ANFIS-GA-MFR به ترتیب $0/612$ ، $0/586$ ، $0/568$ و $0/595$ است. این نتیجه نشان می‌دهد که کنترل کننده پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به سایر کنترل کننده‌ها دارد. معیار J_6 به منظور نشان دادن اثر نرم برش پایه استفاده می‌شود. همانطور که در جدول‌های ۳ و ۴ نشان داده شده است، نتایج این معیار باز بهتر از سایر کنترل کننده‌ها بوده و توانسته است در حدود ۲۴ درصد بهتر از کنترل کننده COC نرم برش پایه را کاهش دهد.
- شاخص J_1 به عنوان مثال در مورد زلزله سنترو که از نوع زمین لرزه‌های حوزه ی نزدیک شمرده می‌شود، تا بیش از ۲۰ درصد از میانگین دیگر کنترل کننده‌ها بهبود داشته است. از سوی دیگر، همین شاخص در مورد زلزله ی کوبه که در جزو زمین لرزه‌های حوزه دور طبقه بندی می‌شود، تا ۵۰ درصد کاهش را نشان می‌دهد.
- با استفاده از AFOPID، شاخص J_2 در زلزله‌هاچینو با شدت ۱٫۵ تا مقدار ۳۵ درصد نسبت به دیگر کنترل کننده‌ها بهبود را تجربه کرده است و این میزان در زلزله نورثریج به بیش از ۴۰ درصد نیز می‌رسد.
- دیگر شاخص‌ها (J_3 تا J_6) نیز با استفاده از کنترل کننده پیشنهادی، بهبود قابل ملاحظه‌ای را تجربه کرده‌اند.

باتوجه به اینکه این کنترل کننده پیشنهادی به صورت تطبیقی است و علی‌رغم اینکه این کنترل کننده برای کاهش شتاب آموزش ندیده است، می‌تواند تا حدودی زیادی شتاب سازه ۳ طبقه مجهز به MR را کاهش دهد.

منابع

1. Ulusoy S, Bekdaş G, Nigdeli SM. Active structural control via metaheuristic algorithms considering soil-structure interaction. *Structural Engineering and Mechanics*, An Int'l Journal. 2020;75(2):175-91.
2. Lavasani SHH, Doroudi R. Meta heuristic active and semi-active control systems of high-rise building. *International Journal of Structural Engineering*. 2020;10(3):232-53.
3. Bozorgvar M, Zahrai SM. Semi-active seismic control of a 9-story benchmark building using adaptive neural-fuzzy inference system and fuzzy cooperative coevolution. *Smart Structures and Systems*. 2019;23(1):1-14.
4. Soares RW, Barroso LR, Al-Fahdawi OA. Response attenuation of cable-stayed bridge subjected to central US earthquakes using neuro-fuzzy and simple adaptive control. *Engineering Structures*. 2020;203:109874.
5. Gutierrez Soto M, Adeli H. Tuned mass dampers. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2013;20(4):419-31.

۶- نتیجه گیری

این مطالعه یک کنترل کننده FOPID تطبیقی جدید مجهز به یک جبران کننده IT2FNN پیشنهاد می‌کند که می‌تواند به طور قابل توجهی پاسخ سازه‌ها را تحت تحریک‌های لرزه‌ای شدید کاهش دهد. ویژگی اصلی این کنترل کننده سازگاری و قابلیت تنظیم آنلاین آن است. پارامترهای این کنترل کننده در هر لحظه با استفاده از پنج شبکه عصبی MLP به روز شده با استفاده از EKF تنظیم می‌شود. رفتار ژاکوبین پلنت از طریق یک شبیه‌ساز شبکه عصبی MLP که توسط الگوریتم BP آموزش داده شده است، شناسایی می‌شود.

یک جبران کننده IT2FNN که پارامترهای آن از طریق EKF بر اساس استراتژی FEL تنظیم شده است به سیستم کنترل اضافه شده است تا پایداری و استحکام آن افزایش یابد. برای ارزیابی عملکرد کنترل کننده‌های سازه ۳ طبقه مجهز به MR تحت تحریک‌های لرزه‌ای مورد بررسی قرار گرفت. همچنین عملکرد کنترل کننده‌های پیشنهادی با دیگر کنترل کننده‌های پیشرفته‌ای که قبلاً ارائه شده، مقایسه گردید. نتایج عددی این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از کنترل کننده پیشنهادی عملکرد بهتری از کنترل کننده‌های قبلی دارند. نتایج عمده این مطالعه به شرح زیر است.

نتایج عددی این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از کنترل کننده پیشنهادی عملکرد بهتری از کنترل کننده‌های قبلی دارند. نتایج عمده این مطالعه به شرح زیر است:

- lithium-ion batteries, lead-acid batteries, and supercapacitors. *Journal of Power Sources*. 2018 Jun 30;390:286-96.
19. Hamamci SE. Stabilization using fractional-order PI and PID controllers. *Nonlinear Dynamics*. 2008;51(1):329-43.
20. Xiao-min T, You-wei H, Chao-li T, Ji-yun L. The Application of Fractional Order PI^λ D^μ Controller in Coaler. In 2011 Fourth International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling 2011 (pp. 173-176).
21. Shook DA, Roschke PN, Lin P-Y, Loh C-H. GA-optimized fuzzy logic control of a large-scale building for seismic loads. *Engineering structures*. 2008;30(2):436-49.
22. Shakibjoo AD, Moradzadeh M, Moussavi SZ, Mohammadzadeh A, Vandeveld L. Load frequency control for multi-area power systems: A new type-2 fuzzy approach based on Levenberg–Marquardt algorithm. *ISA transactions*. 2022;121:40-52.
23. Khubalkar SW, Junghare AS, Aware MV, Chopade AS, Das S. Demonstrative fractional order–PID controller based DC motor drive on digital platform. *ISA transactions*. 2018;82:79-93.
24. Banvait H, Anwar S, Chen Y. A rule-based energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicle (PHEV). *American control conference* 2009; (pp. 3938-3943).
25. Chen XY, Chau KW, Wang WC. A novel hybrid neural network based on continuity equation and fuzzy pattern-recognition for downstream daily river discharge forecasting. *Journal of hydroinformatics*. 2015;17(5):733-44.
26. Palit AK, Babuska R. Efficient training algorithm for Takagi–Sugeno type Neuro-Fuzzy network. In 10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems. 2001; (Vol. 3, pp. 1367-1371).
27. Maiti D, Acharya A, Chakraborty M, Konar A, Janarthanan R. Tuning PID and PI/λ D δ controllers using the integral time absolute error criterion. In 2008 4th International Conference on Information and Automation for Sustainability 2008 (pp. 457-462). IEEE.
28. Patnaik S, Hollkamp JP, Semperlotti F. Applications of variable-order fractional operators: a review. *Proceedings of the Royal Society A*. 2020;476(2234):20190498.
29. Vinagre B, Petráš I, Podlubny I, Chen Y. Using fractional order adjustment rules and fractional order reference models in model-reference adaptive control. *Nonlinear Dynamics*. 2002;29(1):269-79.
30. Metzler R, Klafter J. The random walk's guide to anomalous diffusion: a fractional dynamics approach. *Physics reports*. 2000;339(1):1-77.
31. Khanesar MA, Teshnehlab M, Kayacan E, Kaynak O, editors. A novel type-2 fuzzy membership
6. Fisco N, Adeli H. Smart structures: part I—active and semi-active control. *Scientia Iranica*. 2011;18(3):275-84.
7. Nazarimofrad E, Zahrai SM. Fuzzy control of asymmetric plan buildings with active tuned mass damper considering soil-structure interaction. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*. 2018;115:838-52.
8. Kim H, Adeli H. Hybrid control of smart structures using a novel wavelet-based algorithm. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*. 2005;20(1):7-22.
9. Dolce, Mauro, Donatello Cardone, and Roberto Marnetto. "Implementation and testing of passive control devices based on shape memory alloys." *Earthquake engineering & structural dynamics* 29.7 (2000): 945-968.
10. 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 Jul 1; (2022):1-25.
11. Drgoňa J, Arroyo J, Figueroa IC, Blum D, Arendt K, Kim D, Ollé EP, Oravec J, Wetter M, Vrabie DL, Helsen L. All you need to know about model predictive control for buildings. *Annual Reviews in Control*. 2020 Jan 1;50:190-232.
12. Shah P, Agashe S. Review of fractional PID controller. *Mechatronics*. 2016 Sep 1;38:29-41.
13. Efe MÖ. Fractional order systems in industrial automation—A survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2011;7(4):582-91.
14. Badri V, Tavazoei MS. Achievable performance region for a fractional-order proportional and derivative motion controller. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2015;62(11):7171-80.
15. Monje CA, Vinagre BM, Feliu V, Chen Y. Tuning and auto-tuning of fractional order controllers for industry applications. *Control engineering practice*. 2008;16(7):798-812.
16. Guo Y, Ma B, Chen L, Wu R. Adaptive sliding mode control for a class of Caputo type fractional-order interval systems with perturbation. *IET Control Theory & Applications*. 2017;11(1):57-65.
17. Allafi W, Zajic I, Uddin K, Burnham KJ. Parameter estimation of the fractional-order Hammerstein–Wiener model using simplified refined instrumental variable fractional-order continuous time. *IET Control Theory & Applications*. 2017;11(15):2591-8.
18. Zou C, Zhang L, Hu X, Wang Z, Wik T, Pecht M. A review of fractional-order techniques applied to

via fuzzy Lyapunov synthesis for nonsmooth mechanical systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2012;25(5):971-9.

43. Karsoliya S. Approximating number of hidden layer neurons in multiple hidden layer BPNN architecture. *International Journal of Engineering Trends and Technology*. 2012;3(6):714-7.

44. Monga V, Li Y, Eldar YC. Algorithm unrolling: Interpretable, efficient deep learning for signal and image processing. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2021;38(2):18-44.

45. 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.

46. Hashemi SMA, Haji Kazemi H, Karamodin A. Localized genetically optimized wavelet neural network for semi-active control of buildings subjected to earthquake. *Structural Control and Health Monitoring*. 2016;23(8):1074-87.

function: Application to the prediction of noisy data. 2010 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications; 2010: IEEE.

32. Castro JR, Castillo O, Melin P, Rodriguez-Diaz A. Hybrid learning algorithm for interval type-2 fuzzy neural networks. In 2007 IEEE International Conference on Granular Computing (GRC 2007) 2007 Nov 2 (pp. 157-157).

33. Khayat Y, Shafiee Q, Heydari R, Naderi M, Dragičević T, Simpson-Porco JW, Dörfler F, Fathi M, Blaabjerg F, Guerrero JM, Bevrani H. On the secondary control architectures of AC microgrids: An overview. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2019 Nov 6;35(6):6482-500.

34. Oussama M, Abdelghani C, Lakhdar C. Efficiency and robustness of type-2 fractional fuzzy PID design using salps swarm algorithm for a wind turbine control under uncertainty. *ISA transactions*. 2022;125:72-84.

35. 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.

36. Wu D, Mendel JM. Recommendations on designing practical interval type-2 fuzzy systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2019;85:182-93.

37. 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.

38. Kawato M, Furukawa K, Suzuki R. A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement. *Biological cybernetics*. 1987;57(3):169-85.

39. Ruck DW, Rogers SK, Kabrisky M, Maybeck PS, Oxley ME. Comparative analysis of backpropagation and the extended Kalman filter for training multilayer perceptrons. *IEEE transactions on pattern analysis & machine intelligence*. 1992;14(06):686-91.

40. Sabahi K, Teshnehlab M. Recurrent fuzzy neural network by using feedback error learning approaches for LFC in interconnected power system. *Energy Conversion and Management*. 2009;50(4):938-46.

41. Taheri A, Shoorehdeli MA, Bahrami H, Fatehi MH. Implementation and control of X-Y pedestal using dual-drive technique and feedback error learning for LEO satellite tracking. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2013;22(4):1646-57.

42. Cazarez-Castro NR, Aguilar LT, Castillo O. Designing type-1 and type-2 fuzzy logic controllers

