

# معرفی الگوریتم مناسب کنترل فعال برای کاهش اثرات ناشی از زلزله‌های

## نزدیک گسل در پل‌های بزرگراه

سید آرش موسوی قاسمی، دانشجوی دکتری سازه، دانشگاه تبریز  
عبدالرحیم جلالی، استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز  
سید حسین یثربی، عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد، واحد تبریز  
Email: amousavi2000@yahoo.com

### چکیده

شتاب حداکثر بالا و پالس سرعت یک مؤلفه‌ای با پیروود بلند، از مشخصات اصلی حرکت زمین در زلزله‌های نزدیک گسل می‌باشد. در این مقاله کاربرد ایده کنترل فعال برای کاهش اثرات ناشی از زلزله‌های نزدیک گسل در پل‌های مبنای غیر خطی بررسی شده است. در این راستا از شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی و تلفیق شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی برای طراحی الگوریتم کنترل فعال استفاده شده است. مهمترین مزیت کنترل‌گر فازی، استحکام ذاتی و توانایی بررسی رفتار غیرخطی سازه‌ها است. منطق فازی استفاده شده در این مقاله مستقیماً از اطلاعات *crisp* بدست آمده از تعدادی حسگر استفاده می‌کند. این اطلاعات در طی پروسه فازی سازی به متغیرهای زبان فازی یا توابع عضویت تغییر می‌یابند. علاوه بر روش منطق فازی در مقاله حاضر از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس الگوریتم پس انتشار خطا نیز استفاده شده است. تحلیل غیر خطی گام به گام در این مقاله با استفاده از روش نیومارک - بتا و با در نظر گرفتن یک مدل هیستیریک دو شاخه‌ای برای تعیین محل مفاصل پلاستیک و نقاط جاری شدن انجام شده است. همچنین برای ارزیابی کارایی الگوریتم کنترل فعال طراحی شده از چند رکورد نزدیک گسل استفاده شده است. این رکورد شامل هفده ملاک ارزیابی می‌باشد و با روش *LQG* مقایسه شده است. ملاکهای ارزیابی به کار رفته به چهار دسته پاسخهای سازه‌ای، پاسخهای سازه‌ای نرمال‌سازی، ابزار کنترل و نیازهای استراتی کنترل تقسیم می‌شوند. مقایسه نتایج بدست آمده در مورد ملاکهای ارزیابی الگوریتمهای کنترل فعال طراحی شده در این مقاله و روش *LQG* اولاً تفاوت الگوریتم مناسب برای زلزله نزدیک گسل و دور از گسل را نشان داده و ثانیاً به نظر می‌رسد الگوریتم کنترل فعال طراحی شده با منطق فازی، مناسب‌ترین الگوریتم برای کاهش اثرات ناشی از زلزله‌های نزدیک گسل در پل‌های بزرگراه است.

واژه‌های کلیدی: کنترل فعال، شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی

### ۱. مقدمه

می‌تواند به دو دسته سیستم‌های کنترل غیرفعال و سیستم‌های کنترل فعال / دورگه / نیمه فعال تقسیم شود. از دیدگاه مهندسی کنترل، سازه‌های متداول در حکم یک سیستم کنترل حلقه باز می‌باشند [۴].

در حالت کلی، مسأله اصلی در طراحی سازه‌ها به صورت کنترل دامنه ارتعاشات سازه مطرح می‌گردد که متضمن کنترل حالات حدی بهره‌برداری و ایمنی به صورت توأم است [۱ و ۲]. یکی از ابزارهای مدرن در کنترل ارتعاشات، کنترل سازه‌ها است که

چنین مشخصاتی ممکن است خرابیهای گسترده‌ای را در مناطق شهری و ساختمانی و تأسیسات شهری باعث شوند. با توجه به اختلاف مشخصات ارتعاش زلزله نزدیک گسل با زلزله‌های دور از گسل<sup>۱</sup> و با توجه به اینکه اکثر تحقیقات و حتی مقررات آئین‌نامه‌ای براساس زلزله‌های دور از گسل انجام یافته‌اند، نیاز مبرمی به بررسی اثرات تخریبی زلزله‌های نزدیک گسل و ابزارهای مورد نیاز جهت کاهش این اثرات احساس می‌شود.

در این مقاله نشان داده خواهد شد که الگوریتم طراحی شده برای زلزله‌های نزدیک گسل و دور از گسل متفاوت از هم بوده و در برخی موارد، الگوریتم طراحی شده برای زلزله‌های دور از گسل و زلزله‌های نزدیک گسل واگرا می‌باشند. به‌علاوه ثابت خواهد شد که الگوریتم کنترل طراحی شده با روش منطق فازی مناسب‌ترین روش برای کاهش اثرات ناشی از زلزله‌های نزدیک گسل در پل‌های بزرگراه می‌باشد.

### ۳. سازه‌های مبنا<sup>۲</sup>

در طی سالیان گذشته، الگوریتم‌ها و ابزار کنترل بسیاری بررسی شده‌اند که هرکدام از آنها با توجه کاربردهای عملی و اثر مطلوب، مزایای خاص خود را دارند. ایده‌آل‌ترین روش برای بررسی استراتژی کنترل و ابزار کنترل، ارزیابی آزمایشگاهی در شرایط نزدیک به واقعیت و بر روی نمونه‌های نزدیک به اندازه واقعی می‌باشد. با توجه به اینکه این امکان فعلاً به صورت کامل وجود ندارد یکی از روشها معرفی مدل‌های آنالیزی مبنا می‌باشد که این مدلها امکان امتحان الگوریتم‌ها و ابزارهای مختلف و مقایسه مستقیم آنها را فراهم می‌سازد.

در این مقاله از پل کابلی مبنای معرفی شده توسط کمیته ASCE استفاده شده است [۶ و ۵]. این پل، Emerson Memorial Bill بر روی رودخانه Mississippi نام دارد که توسط شرکت HNTB طراحی شده است. با توجه به نزدیکی پل مزبور به ناحیه با خطر لرزه‌خیزی خیلی زیاد، طراحی لرزه‌ای، دست بالا انجام شده است. مشخصات این پل در شکل‌های ۱ و ۲ و ۳ نشان داده شده است.

### ۴. مدل‌سازی برای آنالیز غیر خطی دینامیکی

به هنگام زلزله‌های بزرگ، اعضای سازه‌ها می‌توانند جاری شده و به مرحله غیر خطی برسند که این امر باعث بروز پاسخ

اگر یک ابزار اتلاف انرژی غیرفعال<sup>۱</sup> به روی سیستم اضافه شود، سازه با اتلاف انرژی غیرفعال در حکم یک سیستم کنترل حلقه باز<sup>۲</sup> خواهد بود. [۴].

ویژگی اصلی یک سیستم کنترل حلقه باز، عدم تأثیر خروجی اندازه‌گیری شده در اصلاح ورودی است و به طور خلاصه این سیستم‌ها فاقد پسخوراند<sup>۳</sup> می‌باشند. یک سیستم کنترل فعال شامل قسمتهای زیر می‌باشد [۴]:

الف- سنسورها یا حس‌گرها<sup>۴</sup> که در جاهای مناسبی از سازه برای اندازه‌گیری تحریک خارجی یا پاسخ‌های مختلف سازه و یا هر دو، تعبیه می‌شوند.

ب- ابزاری که از روی اطلاعات اندازه‌گیری شده، نیروی کنترل لازم را براساس الگوریتم کنترل داده شده محاسبه می‌نماید.

پ- جکها که توسط یک منبع خارجی تغذیه شده و نیروی لازم را تولید می‌کنند.

سیستم کنترل دوگانه یا دورگه عمدتاً به ترکیب دو سیستم کنترل غیرفعال و فعال اطلاق می‌شود. از آنجا که بخشی از کنترل توسط سیستم غیرفعال انجام می‌شود، نیروی کنترل کمتر و انرژی خارجی کمتری مورد نیاز خواهد بود. ایده سیستم‌های کنترل شبه‌فعال در شکل ۴ نشان داده شده است. در این سیستم، جکها به طور مستقیم نیروی را به سازه وارد نمی‌کنند. سیستم‌های کنترل نیمه‌فعال سیستم‌های کنترل غیرفعال هستند که خواص فیزیکی آنها نظیر میرائی و... در هر لحظه با توجه به پسخوراند تغییر می‌نمایند و از آنها می‌توان به عنوان سیستم‌های غیرفعال قابل کنترل نیز نام برد.

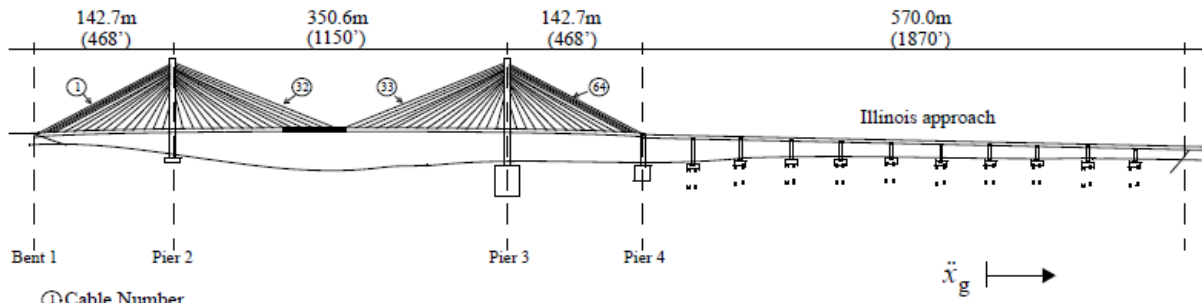
### ۲. زلزله‌های نزدیک گسل

مطالعات زمین‌شناسی نشان می‌دهد که بیشتر شهرهای بزرگ دنیا نزدیک گسل‌های فعال ساخته شده‌اند [۳]. زلزله‌های اخیر در نزدیک گسل<sup>۵</sup> نظیر زلزله‌های Chi-Chi, Kobe, Northridge و ترکیه (Izmit و Koceili) آسیب‌های بسیاری را به سازه‌ها وارد کرده و باعث از دست رفتن زندگی بسیاری از مردم شده است. بنابراین کاهش صدمات نواحی شهری تحت اثر زلزله‌های نزدیک گسل یکی از موضوعات بسیار پراهمیت با فواید اجتماعی و اقتصادی می‌باشد.

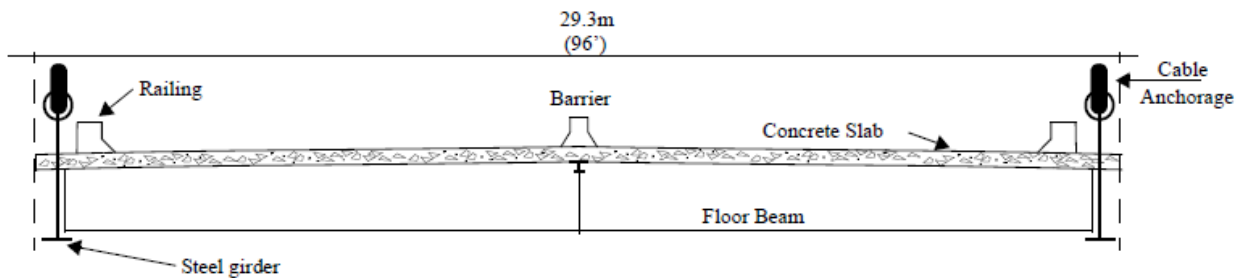
مشخصات اصلی حرکت زمین در زلزله نزدیک گسل، شتاب حداکثر بالا و پالس سرعت یک مولفه‌ای با پیوند بلند است [۳].

مفاصل پلاستیک در محل اتصال عرشه به دکل اتفاق افتاده و بر این اساس، رفتار غیر خطی مصالح پل مینا مدل می‌شود.

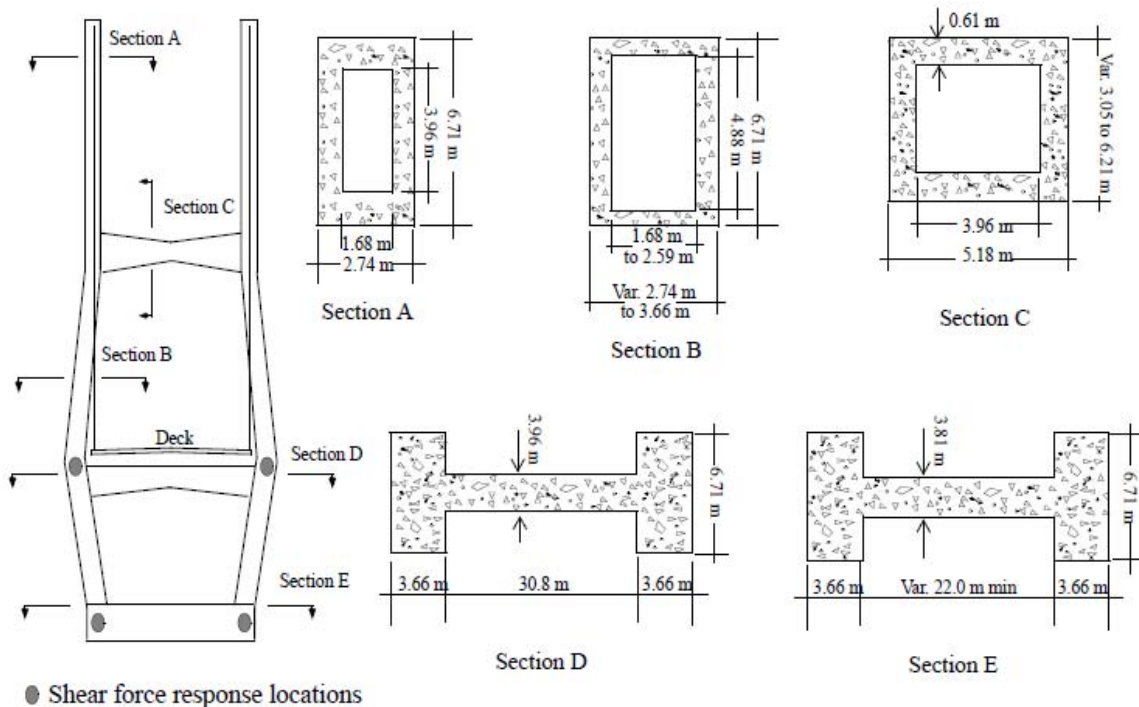
متفاوتی نسبت به حالت خطی خواهد شد. برای نشان دادن رفتار غیرخطی سازه مینا از یک مدل دو شاخه‌ای که در شکل ۴ نشان داده شده است استفاده می‌گردد [۷]. فرض می‌شود که



شکل ۱. نمای پل مینا [۴]



شکل ۲. مقطع عرضی عرشه پل مینا [۴]



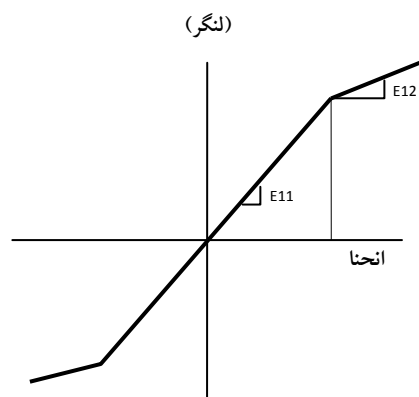
● Shear force response locations

شکل ۳. مقطع عرضی دکل‌های پل مینا [۴]

گسل در نظر گرفته می‌شود. جدول زیر خلاصه‌ای از مفاهیم شاخصهای فوق را نشان می‌دهد.

## ۶. توضیح کلی در مورد الگوریتم‌های طراحی شده

برای ارزیابی مدل غیر خطی، از سیستم SIMULINK برنامه‌روشن نیومارک - بتا و به صورت تابعی در سیستم SIMULINK گنجانده شده است. برای ارزیابی کارایی الگوریتم‌های طراحی شده از چهار رکورد زلزله نزدیک گسل و دور از گسل، توصیه شده برای سازه‌های مبنا استفاده شده است. رکوردهای زلزله‌های El-Centro و Hachinohe با ضرایب ۰/۵، ۱/۰ و ۱/۵ برای زلزله‌های دور از گسل و رکوردهای زلزله‌های Northridge و Kobe با ضرایب ۱/۰ و ۱/۵ برای زلزله‌های نزدیک گسل استفاده شده است. مدل کلی شبیه‌سازی در شکل ۵ نشان داده شده است.



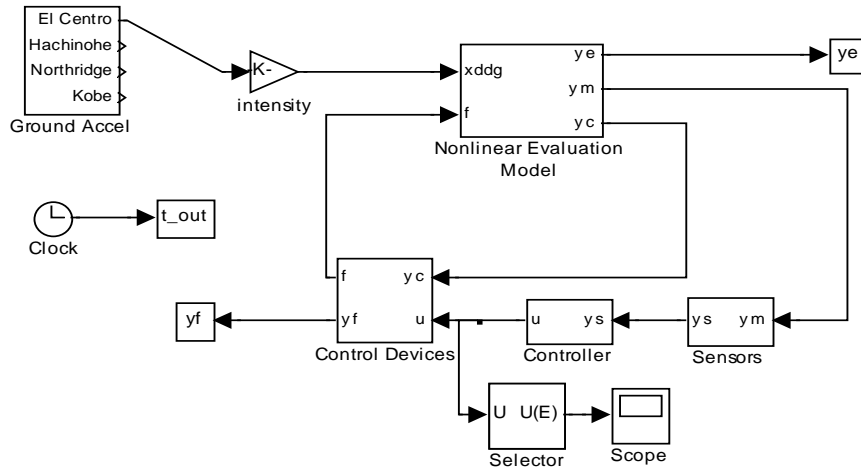
شکل ۴. مدل دو شاخه‌ای خطی هیستریک برای خمش [۳]

## ۵. ملاکهای ارزیابی

در این مقاله برای سنجش کارایی الگوریتم‌های طراحی شده، از هفده ملاک ارزیابی کارایی که توسط کمیته ASCE معرفی شده است، (Dyke 2000) استفاده گردیده است [۶ و ۷ و ۸ و ۹]. لازم به ذکر است که مقدر تمامی ملاکهای ارزیابی کارایی، بیشینه مقدار تحت اثر رکوردهای مختلف زلزله‌های نزدیک

جدول ۱. ملاکهای ارزیابی

رده شاخص	نام شاخص	شرح ملاک
پاسخ سازه‌ای	$J_1$	برش پایه
	$J_2$	برش در تراز عرشه
	$J_3$	لنگر پایه
	$J_4$	لنگر در تراز عرشه
	$J_5$	انحراف تنش کابل
	$J_6$	تغییر مکان عرشه
پاسخ سازه‌ای نرمال سازی شده	$J_7$	برش پایه نرمال سازی شده
	$J_8$	برش در تراز عرشه نرمال سازی شده
	$J_9$	لنگر پایه نرمال سازی شده
	$J_{10}$	لنگر تراز عرشه نرمال سازی شده
ابزار کنترل	$J_{11}$	نیروی کنترل
	$J_{12}$	حرکت ابزار کنترل
	$J_{13}$	نیروی کنترل
	$J_{14}$	نیروی کنترل نرمال سازی شده
تجهیزات کنترل	$J_{15}$	تعداد ابزار کنترل
	$J_{16}$	تعداد حس‌گرها
	$J_{17}$	بعد بردار حالت



شکل ۵. شمای کلی بلوک Simulink

## ۷. روش کنترل گر شبکه عصبی مصنوعی<sup>۸</sup>

در مقاله حاضر از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۹</sup> استفاده شده است. در این راستا از ۵۶۰۰۰ دیتا برای آموزش شبکه برای حالت نزدیک گسل استفاده شده است. برخی از مشخصات الگوریتم طراحی شده در این مقاله برای کنترل فعال سازه مبنا براساس شبکه‌های عصبی مصنوعی عبارتند از:

- شبکه بکار رفته شامل یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی است.
- این شبکه دارای ۶ نرون در لایه ورودی و ۲۰ نرون در لایه خروجی است. تعداد نرونها در لایه میانی برابر با ۲۸ می‌باشد که به روش سعی و خطا بدست آمده است.
- سلولهای ورودی خطی بوده و تابع فعالیت سلولهای لایه میانی و خروجی از نوع S شکل<sup>۱۰</sup> نامتقارن با تابع فعالیت زیر می‌باشد.

$$f(\theta) = \frac{1}{1 + e^{-\theta}} \quad (1)$$

- مجموع مربعات خطا<sup>۱۱</sup> به عنوان تابع هزینه<sup>۱۲</sup> در نظر گرفته شده و هدف، کاهش هر چه بیشتر تابع هزینه می‌باشد.

$$SSE = \sum_q (d^q - z^q)^2, \quad q = 1, \dots, Q \quad (2)$$

که در این رابطه  $Q$  تعداد کل الگوها بوده،  $d^q$  و  $z^q$  به ترتیب خروجی واقعی و خروجی مطلوب برای الگو  $q$  ام می‌باشند.

- به منظور رسیدن به مجموع مربعات خطای کم، اطلاعات ورودی و خروجی نرمال سازی شده‌اند. برای این منظور، دیتای ورودی و خروجی مطلوب مطابق رابطه ۳ به بازه  $[0, 1]$  نرمال سازی می‌شود:

$$L_{norm}(n) = \frac{L_{real}(n) - L_{min}}{L_{max} - L_{min}}, \quad n = 1, \dots, N \quad (3)$$

که در آن  $L_{real}(n)$  دیتای ورودی یا خروجی مطلوب  $n$  ام روز،  $L_{min}$  و  $L_{max}$  به ترتیب مینیمم و ماکزیمم دیتا برای هر سنسور و  $L_{norm}(n)$  خروجی سنسور نرمال‌سازی شده  $n$  ام می‌باشند.

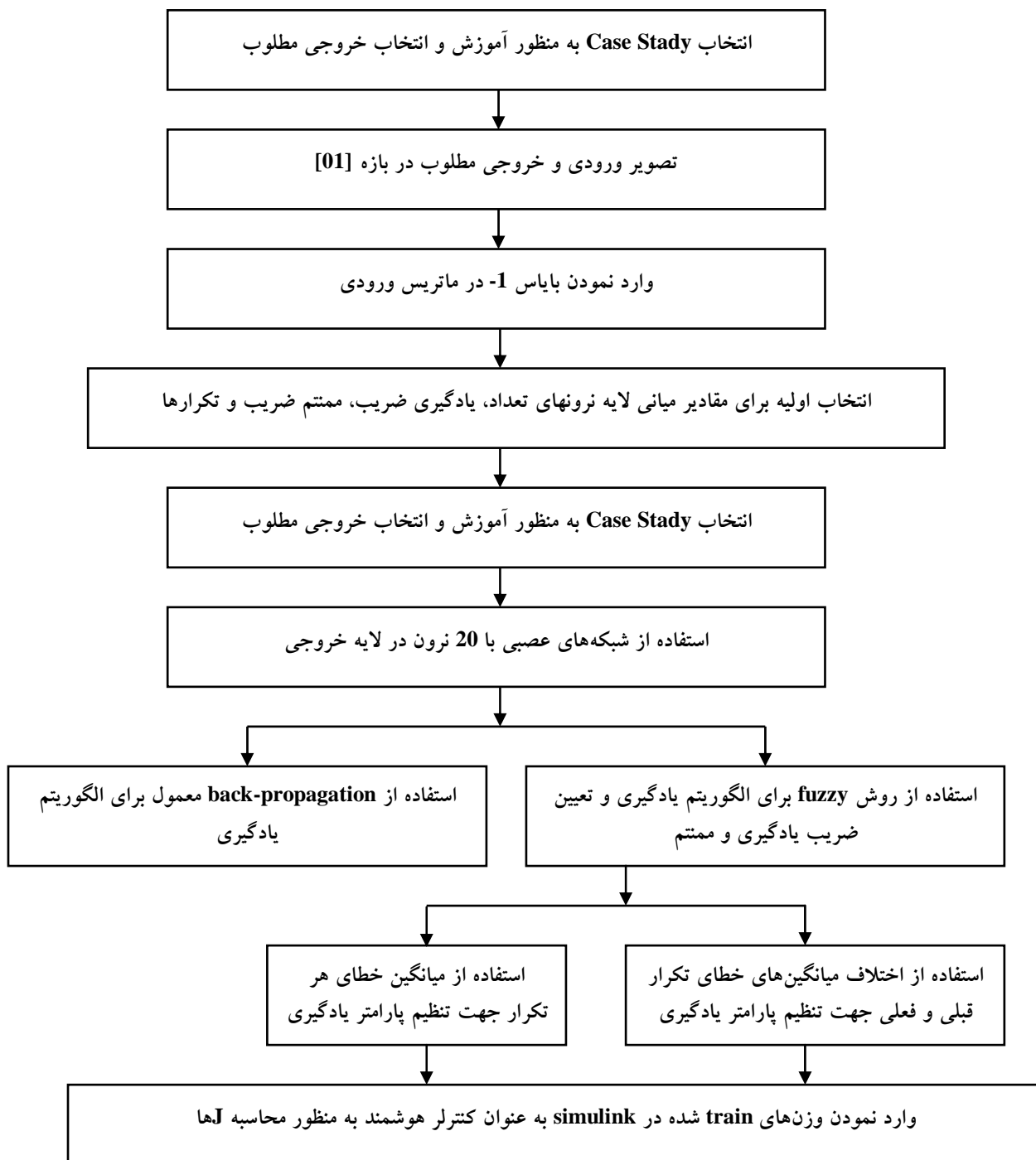
- از مهمترین پارامترهای موجود در افزایش سرعت فرایند یادگیری و رسیدن به مجموع مربعات خطای کم، نحوه اصلاح مقادیر وزن‌ها در هر گام می‌باشد. برای اصلاح وزن‌ها از رابطه (۴) استفاده شده است.

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (4)$$

که در آن  $\eta$  نرخ یادگیری،  $n$  شماره تکرار و  $w_{ij}$  مقادیر وزن‌ها می‌باشند.

- برای جلوگیری از کاهش سرعت یادگیری در مواقعی که مقادیر سلولهای خروجی نزدیک به ۰ یا ۱ می‌باشند، در جمله گرادینان خطا نسبت به تغییر وزن لایه اول یعنی  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$  مقدار ۰/۱ به عنوان "sigmoid prime offset" به  $f'(\theta)$  اضافه شده است.

- پروسه یادگیری قبل از افزایش SSE و یا وقتی که تعداد گام‌ها برابر N شد متوقف می‌شود.
- ثابت ممتم و نرخ یادگیری و مقدار تکرار را می‌توان با آزمایش و خطا به صورت بهینه انتخاب نمود برحسب تجربه
- می‌توان نشان داد که مقدار بهینه ضریب یادگیری در بازه [0.3 0.8] و مقدار بهینه ثابت ممتم در محدوده [0.01 0.3] می‌باشد. فلوجارت الگوریتم طراحی شده در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶. فلوجارت الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی

## ۸. روش Nero-Fuzzy

روش Nero-Fuzzy اساساً مشابه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. با این تفاوت که در این روش ثابت ممتنم و ضریب یادگیری بهینه به صورت فازی محاسبه می‌شوند. برای فازی نمودن مقادیر بالا از دو روش استفاده از اختلاف میانگین‌های خطای تکرار قبلی و فعلی و همچنین روش استفاده از میانگین‌های خطای هر تکرار استفاده شده است.

یکی از کاربردهای عمده سیستم‌های فازی برای کنترل خود تنظیم<sup>۱۳</sup> پارامترهای گوناگون مورد نیاز سیستم‌های مختلف از جمله کنترل پارامترهای شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. هدف این نوع سیستم‌های فازی، تنظیم یک پایه قوانین فازی و ارزیابی یک قاعده تطبیق برای پارامتر مورد نظر می‌باشد. بدیهی است سیستم فازی متناسب با شرایط مختلف ورودی به طور خودکار پارامتر مورد نظر را تعیین می‌کند. از آنجا که سیستم‌های فازی، تقریب‌زننده‌های کلی می‌باشند، می‌توان با استفاده از قواعد بیشتری سیستم‌های فازی ساخت که حداقل خطای تقریب را به طور دلخواهی کوچک نماید. در الگوریتم Nero-Fuzzy از سیستم فازی برای تنظیم پارامتر<sup>۱۴</sup> برای شبکه عصبی استفاده شده است. یک بار برای سیستم فازی از ورودی میانگین خطای هر گام به عنوان ورودی جهت تنظیم<sup>۱۵</sup> استفاده شده و بار دیگر از ورودی‌های میانگین خطای هر گام و اختلاف میانگین خطای گام فعلی و گام قبلی به عنوان ورودی‌های سیستم فازی استفاده گردیده است. برای هر سیستم از ۵ قانون فازی استفاده شده است.

فرم کلی قوانین در نظر گرفته شده برای سیستم فازی نوع اول به این ترتیب می‌باشد:

(۵)

*IF mean of error is a THEN  $\eta = b$*

مجموعه جهانی میانگین خطای هر گام ( $UA$ ) و مجموعه جهانی  $\eta$  ( $UB$ ) به این صورت در نظر گرفته شده است:

$$UA = \{0.1, 1, 4, 6, 50\} \quad (6)$$

$$UB = \{0.2, 0.4, 0.42, 0.45, 0.55\} \quad (7)$$

با توجه به مجموعه‌های جهانی در نظر گرفته شده که با توجه به محدوده تغییرات میانگین خطا و پارامتر<sup>۱۶</sup> تعیین شده‌اند،

فرم کلی قوانین برای سیستم فازی نوع اول، قوانین به این ترتیب می‌باشند:

$$IF a = 0.1 THEN b = 0.2 \quad (8)$$

$$IF a = 1 THEN b = 0.4$$

.

$$IF a = 50 THEN b = 0.55$$

طبق این قوانین هر گاه میانگین خطای هر گام برابر ۰/۱ شود، مقدار  $\eta$  برابر ۰/۲ خواهد بود. همچنین هر گاه مقدار خطا، غیر از مقادیر مجموعه جهانی به دست آید، مثلاً  $a = 0.5$  که بین  $a = 0.1$  و  $a = 1$  می‌باشد، از روش خطی برای تعیین مقدار تابع عضویت در نقطه میانی (در اینجا  $a = 0.5$ ) استفاده می‌شود. در واقع معادله خط بین نقطه  $a = 0.1$  و مقدار تابع عضویت در این نقطه از یک طرف و نقطه  $a = 1$  و مقدار تابع عضویت در این نقطه از طرف دیگر را نوشته و با توجه به رابطه به دست آمده مقدار تابع عضویت در نقطه  $a = 0.5$  به دست می‌آید.

همچنین فرم کلی قوانین در نظر گرفته شده برای سیستم فازی نوع دوم به این ترتیب می‌باشد:

(۹)

*IF mean of error is  $a_1$  AND difference of error is  $a_2$  THEN  $\eta = b$*

مجموعه جهانی میانگین خطای هر گام ( $UA_1 = UA$ ) و مجموعه جهانی  $\eta$  ( $UB$ ) مانند سیستم نوع اول می‌باشد، ولی مجموعه جهانی مربوط به اختلاف خطا ( $UA_2$ ) به این صورت در نظر گرفته شده است:

$$UA_2 = \{-15, 0.01, 0.25, 0.55, 100\} \quad (10)$$

اختلاف خطا و پارامتر<sup>۱۷</sup> با توجه به مجموعه‌های جهانی در نظر گرفته شده و محدوده تغییرات میانگین خطا، تعیین می‌شوند. فرم کلی قوانین برای سیستم فازی نوع اول، به ترتیب زیر است:

$$IF a_1 = 0.1 AND a_2 = -15 THEN b = 0.2 \quad (11)$$

$$IF a_1 = 1 AND a_2 = 0.01 THEN b = 0.4$$

.

$$IF a_1 = 50 AND a_2 = 100 THEN b = 0.55$$

- غیرفازی سازی<sup>۱۹</sup>: در این قسمت عمل کنترل فازی استدلال شده به مقادیر کنترل تبدیل می‌شوند. معمولاً برای طراحی مقدماتی کنترل‌گرفازی از اصل تولید مینیمم لارسن برای ترکیب مقادیر عضویت با هر اصل<sup>۲۰</sup> رای به دست آوردن مقادیر خروجی **Crisp** استفاده می‌شود.

کنترل کننده فازی بکار برده شده مستقیماً از اطلاعات **Crisp** بدست آمده و از تعدادی حس‌گر استفاده می‌نماید. این اطلاعات در طی پروسه فازی سازی به متغیرهای زبان فازی یا توابع عضویت تغییر می‌یابند. تعداد حس‌گرهایی که در سیستم از آنها استفاده می‌شود، بستگی به تعداد متغیرهای ورودی کنترل‌گر دارد. متغیرهای استفاده شده برای تعریف فضای فازی در جدول (۲) نشان داده شده است.

جدول ۲. متغیرهای فازی [۹]

مثبت و خیلی بزرگ	PVL
مثبت و بزرگ	PL
مثبت و متوسط	PM
مثبت و کوچک	PS
مثبت و خیلی کوچک	PVS
صفر	ZR
منفی و خیلی کوچک	NVS
منفی و کوچک	NS
منفی و متوسط	NM
منفی و بزرگ	NL
منفی و خیلی بزرگ	NVL

در این مقاله از یک کنترل‌گر منطق فازی خود آموز<sup>۲۱</sup> برای تعیین حافظه مشترک فازی استفاده شده است. کنترل‌گر منطق فازی خود آموز دارای رویه کنترلی است که می‌تواند با توجه به پروسه کنترل و اطلاعات ورودی شرایط محیطی تغییر نماید. وظیفه اساسی این کنترل‌گر بهبود و عملکرد تا نزدیک شدن به مقادیر از پیش تعیین شده می‌باشد. کنترل فازی طراحی شده دارای دو متغیر ورودی به همراه یک خروجی می‌باشد. هر متغیر ورودی دارای ۸ تابع عضویت می‌باشد و هر خروجی دارای یازده تابع عضویت می‌باشد. توابع عضویت به صورت مثلثی انتخاب شده‌اند. توابع عضویت ورودی و خروجی در اشکال ۷ و ۸ نشان داده شده‌اند.

برای فازی‌سازی ورودیهای سیستم فازی از روش گاوسی به عنوان تابع عضویت استفاده شده است. برای غیرفازی سازی از روش مرکز ثقل و همچنین برای **AND** فازی از روش مینیمم استفاده شده است. سیستم استنتاج فازی در نظر گرفته شده در اینجا، سیستم استنتاج فازی ممدانی می‌باشد.

## ۹. روش کنترل فازی

سیستم‌های فازی سیستم‌هایی مبتنی بر دانش یا قواعد می‌باشند. قلب یک سیستم فازی یک پایگاه دانش بوده که از قواعد فازی اگر - آنگاه فازی تشکیل شده است. جنبه مهم تئوری سیستم‌های فازی این است که یک فرایند سیستماتیک برای تبدیل یک پایگاه دانش به یک نگاهت غیر خطی را فراهم می‌سازد. در نتیجه تجزیه و تحلیل و طراحی سیستم‌ها را می‌توان به صورت یک مدل خشک ریاضی هم انجام داد. کنترل کننده منطق فازی **FLC** می‌تواند به عنوان قسمتی از یک نمودار کنترل حلقه بسته در نظر گرفته شود.

قاعده استنباطی<sup>۱۴</sup> که در کنترل فازی معمولاً مورد استفاده قرار می‌گیرد، قاعده اگر - آنگاه<sup>۱۵</sup> است که وقتی دو ورودی به کار گرفته شود، می‌تواند به شکل زیر بیان گردد.

$$M : \text{if } [X_1 = A_i \text{ and } X_2 = B_i] \text{ then } [Y = C_i] \quad (12)$$

که در آن :

$i =$  تعداد قوانین کنترل

$X_1, X_2 =$  متغیرهای شرح داده شده در قسمت پیشین

$Y =$  متغیرهای شرح داده شده در قسمت پیشین

$$\text{Fuzzy} = A_i, B_i, C_i$$

مؤلفه‌های مختلف کنترل‌گر فازی ذیلاً شرح داده می‌شوند:

- فازی سازی<sup>۱۶</sup>: این قسمت داده‌های ورودی اندازه‌گیری شده را که ممکن است به شکل مقدار قطعی (**Crisp Value**) باشند با استفاده از مکانیزم استدلال فازی به مقادیر زبان فازی تبدیل می‌کند.

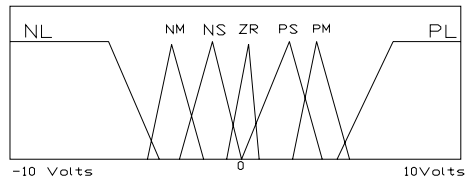
- قانون پایه<sup>۱۷</sup>: این بخش مجموعه‌ای از قوانین کنترل خاص است که برای رسیدن به هدف کنترل طراحی می‌شوند.

- تصمیم گیرنده<sup>۱۸</sup>: این قسمت همان مکانیزم استدلال فازی است که اعمال مختلف منطق فازی را برای استنباط کردن عمل کنترل برای یک ورود فازی انجام می‌دهد.

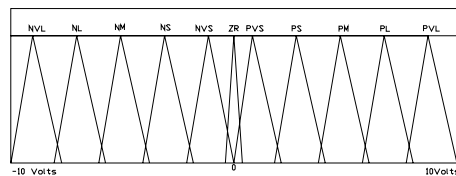


جدول ۳. حافظه مشترک فازی

Control force							
First input							Second input
PL	PM	PS	ZR	NS	NM	NL	
PM	PS	PVS	NS	NL	NL	NVL	NL
PM	PS	PVS	NS	NS	NM	NL	NM
PM	PS	PVS	NVS	NVS	NS	NM	NS
PM	PS	PVS	ZR	NVS	NS	NM	ZR
PM	PS	PVS	PVS	NVS	NS	NM	PS
PL	PM	PS	PS	NVS	NS	NM	PM
PVL	PL	PM	PS	NVS	NS	NM	PL



شکل ۷. تابع عضویت شتاب برای ورودی اول و دوم



شکل ۸. تابع عضویت نیروی کنترل

- الگوریتمهای طراحی شده برای زلزله‌های نزدیک گسل، برای زلزله‌های دور از گسل گاه واگرا می‌باشند.
- الگوریتمهای کنترل فعال طراحی شده با روشهای شبکه عصبی مصنوعی و LQG بیشترین کارایی را در ارتباط با انرژی تلف شده در سیستم را دارا می‌باشد.
- الگوریتم کنترل فعال طراحی شده با تلفیق منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی بیشترین کارایی را در اولویت با تغییر مکان نسبی نرمال شده طبقه دارا است.

با توجه به نتایج بدست آمده از بند ۹، بهترین نتیجه در راستای کاهش اثرات ناشی از زلزله‌های نزدیک گسل از کاربرد الگوریتم کنترل طراحی شده با روش منطق فازی به دست آمده است.

جدول ۳ حافظه مشترک فازی به کار رفته در شبیه‌سازی را نشان می‌دهد.

### ۱۰. تحلیل و نتیجه‌گیری

در جدول ۴ میانگین ملاکهای هفده‌گانه ارزیابی برای زلزله‌های دور از گسل و نزدیک گسل برای الگوریتمهای طراحی شده نشان داده شده است. با دقت در نتایج به دست آمده مشخص می‌شود که:

جدول ۴. میانگین نتایج

LQG		Neuro- Fuzzy		Neural Network		Method
نزدیک گسل	دور از گسل	نزدیک گسل	دور از گسل	نزدیک گسل	دور از گسل	
0.836143	0.81998	0.974213	1.000912	0.91527	0.923037	J1
0.813085	0.713198	0.98035	1.007755	0.96282	0.900835	J2
0.961175	0.906508	1.009535	0.997765	1.002335	1.003168	J3
0.632858	0.777715	0.894558	1.001532	0.874113	0.915963	J4
0.630188	0.611963	0.997553	0.996322	0.904978	0.838587	J5
0.786425	0.788602	0.994835	0.99388	0.993638	0.950725	J6
0.77029	0.854158	0.96633	0.990213	0.89521	0.951688	J7
0.308928		1.005423	666667	0.784913		J8
0.641283		0.991818	666667	0.940333		J9
0.645023	0.78443	0.92792	1.002263	0.943865	0.950693	J10
0.007191	0.003428	0.00092	0.00092	0.00092	0.00092	J11
0.105383	0.07474	0.127853	0.088286	0.119656	0.08285	J12
0.005498	0.002122	0.001528	0.001446	0.001675	0.001268	J13
0.000106	9.11E-05	7.64E-05	0.000162	6.23E-05	6.59E-05	J14
25	25	25	25	25	25	J15
5	5	5	5	5	5	J16
20	20	20	20	20	20	J17

## ۱۱. پانویس ها

- 3- John F.Hall , M. EERI , Thomas H. Heaton , M. EERI , Marvin W. Halling , M. EERI and David JwaID. Near – Source Ground motion and its effects on flexible building. Eearthquake spectra , Volume 11 , No.4 , November 1995.
- 4-T.T. Soong , B.F. Spencer Jr. Supplemental energy dissipation : state – of – the – art and state – of – the – practive. Engineering strctures Journal 24 (2002) PP 243 – 259.
- 5-B.F. Spencer. Benchmark Structural control problems for Seismic – and Wind – excited structures. Journal of engineerings mechanics , ASCE , April 2004.
- 6-Y. Ohtori , R.E. Christenson , A.M. ASCE, B.F. Spencer Jr , S.J. Dylle. Benchmark control problems for Seismically excited nonlinear buildings. Journal of engineering mechanics , ASCE , April 2004.
- 7-H. Cao , Q.S.Li. New control straregies for active tuned mass damper systems. Elsevier Ltd , 2004.
- 8-M. AL – Dawod , B. Samali , K.Kwok , F. Naghdy. Fuzzy conroller for seismically excited nonlinear building. Journal of engineering mechanics , 2004.
- 9-A.S. Ahlawat , Ramaswamy. Multi objective optimal fuzzy logic controller driven active and hybrid control systems for seismically excited nonlinear building. Journal of engineering mechanics , 2004.

- 1- Passive Energy Dissipation
- 2- Open loop control system
- 3- Feed back
- 4- Sensor
- 5- Near-Field
- 6- Far - Field
- 7- BenchMark
- 8- Neural Network Controller
- 9- Back Propagation
- 10- Sigmoid Function
- 11- Sum Square Error(SSE1)
- 12- Function Cost
- 13- self-adaptive
- 14- Inference
- 15- IF - Then
- 16- Fuzzification
- 17- Rule Base
- 18- Decision Making
- 19- Defuzzification
- 20- rule
- 21- Self-Organizing

## ۱۲. مراجع

- 1-TT Soong, WF Chen. Active structural control : Theory and practice. New York : Longman , 1990.
- 2-J.J. Conner. Introduction to structural motion control. Massachusetts Institute of Technolog , September 2000.