

کنترل خسارت سازه‌ها به کمک الگوریتم ژنتیک - عصبی*عباس کرم‌الدین^(۱) سعید خواجه کرم‌الدین^(۲)

چکیده در این مقاله، کنترل خسارت سازه‌ها در برابر زلزله به صورت نیمه‌فعال با استفاده از میراگر مایع قابل کنترل مغناطیسی (MR) و شبکه‌های عصبی مصنوعی مطالعه شده است. هدف از طراحی این سیستم کنترل، کاهش خسارت سازه می باشد. در این سیستم کنترل، از یک شبکه عصبی پیش‌خور چندلایه استفاده شده است. ورودی شبکه عصبی جابه‌جایی نسبی طبقات و خروجی آن ولتاژ میراگر MR است. آموزش شبکه عصبی برای تعیین ولتاژ میراگر MR برای کمینه کردن خسارت سازه انجام شده است. برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم ژنتیک استفاده گردیده است. معیار شایستگی این الگوریتم کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ سازه انتخاب شده است. پس از آموزش شبکه عصبی، سیستم کنترل در سازه سه طبقه محک غیرخطی قرار داده شده و عملکرد آن مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهند این کنترلر توانسته است شاخص خسارت پارک و انگ را به طور چشم‌گیری کاهش دهد.

واژه‌های کلیدی سازه، زلزله، خسارت، کنترل، نیمه‌فعال، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک.

Structural Damage Control Using Neuro-Ga Algorithm

A. Karamodin

S. Khajekaramodin

Abstract In this paper a semi-active structural damage control strategy using MR dampers and Neural Networks is presented. A multilayer feed-forward neural network has been designed. The input layer is relative displacement of stories and the output layer is the voltage needed for MR damper. The neural network is learned to predict the voltage needed for MR damper that can minimize the Park & Ang damage index of structure. Genetic algorithm has been used to learn the neural network. The Park & Ang damage index of the structure has been used as the fitness function of the genetic algorithm. To evaluate the structural control system a nonlinear 3 story benchmark building has been selected. The results show the the proposed structural control system can effectively reduce the Park & Ang damage index of the structure.

Key Words Structure, Earthquake, Damage, Control, Semi-Active, Neural Network, Genetic Algorithm.

* تاریخ دریافت مقاله ۹۳/۲/۱ و تاریخ پذیرش آن ۹۵/۸/۲۶ می باشد.

Email: a-karam@um.ac.ir

(۱) نویسنده مسئول: استادیار، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی، مشهد.

(۲) کارشناس ارشد سازه، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی، مشهد.

مقدمه

سازه ها به عنوان یکی اجزای اساسی جوامع بشری به شمار می آیند به گونه ای که تأمین ایمنی و شرایط بهره برداری آنها در برابر بلایای طبیعی از مهم ترین اهداف طراحی آنها به حساب می آید. به موازات پیشرفت هایی که در تکنولوژی مصالح و ساخت سازه ها صورت گرفته است روش های تحلیل و طراحی نیز باید با این پیشرفت ها تغییر و تحول نمایند. از این رو پژوهش گران و محققان علم مهندسی سازه به دنبال روش های نوین برای تأمین اهداف طراحی بوده اند و همین امر موجب پیشرفت های چشمگیری در این مهم شده است چرا که آسیب دیدن سازه علاوه بر وارد آوردن خسارات مالی و هدررفت سرمایه های ملی، برای جان انسان ها نیز تهدیدی بزرگ به شمار می رود. پژوهش گران روش های مختلفی را برای کنترل خسارت سازه ها مورد آزمایش قرار داده اند. اندیشه استفاده از کنترل اتوماتیک در مهندسی سازه در حدود ۶۰ سال قبل توسط مینای و کوبوری [1, 2, 3] مطرح گردید. در سال های بعد آبدل روحمان [4, 5, 6]، زوک [7]، سونگ [8] و نوردل [9] روش هایی را برای کنترل خسارت سازه ارائه کردند ولی به دلیل نبود تکنولوژی اجرای این روش ها در آن موقع به صورت طرح های تئوری باقی ماند. در سال ۱۹۷۲ یائو [10] سیستم سازه ای را پیشنهاد نمود که در آن با تغییر رفتار سازه در برابر بارهای غیرقابل پیش بینی پاسخ های سازه به حد مطلوب می رسید. با معرفی روش های هوشمند مانند شبکه های عصبی، سیستم های فازی و الگوریتم ژنتیک، سیستم های کنترل کارا تر و مؤثرتری توسط پژوهشگران ارائه شده است. این سیستم ها به دلیل عدم نیاز به مدل سازی دقیق ریاضی، امکان در نظر گرفتن رفتار غیرخطی و عدم قطعیت ها و هم چنین دارا بودن قابلیت آموزش در مقیاسه با روش های کنترل کلاسیک امکانات بیشتری را در اختیار محققان قرار می دهند. قابوسی [11, 12] از اولین محققانی است که در این زمینه

فعالیت داشته است. نیکزاد و قابوسی [11] رفتار دینامیکی محرک ها را توسط شبکه های عصبی مدل سازی نمودند. استفاده از شبیه ساز برای آموزش شبکه های عصبی در کنترل عصبی برای کنترل خطی سازه توسط قابوسی و جغتایی [12] و بنی هانی [13] صورت گرفته است. روش مشابهی نیز توسط چن [14] مورد تحقیق قرار گرفت. استفاده از شبکه های عصبی برای بهبود پاسخ های الگوریتم ژنتیک در مسائل بهینه سازی توسط برخی از محققان مورد بررسی قرار گرفته است [15]. مایتی و ساهو [16] از ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی خسارت سازه ها استفاده کردند. سیستم کنترل فعال در یک سازه سه بعدی با استفاده از الگوریتم ژنتیک - عصبی توسط عادل و جیانگ [17] مورد استفاده قرار گرفت.

در گذشته اکثر محققان در کنترلرهای عصبی از دو شبکه عصبی استفاده می نمودند. یک شبکه به عنوان شبکه عصبی شبیه ساز برای پیش بینی پاسخ های سازه و شبکه عصبی دیگر برای تعیین نیروی کنترل بهینه مورد استفاده قرار می گرفته است. آموزش این دو شبکه فرآیندی طولانی و زمان گیر می باشد، لذا این روش برای سازه های کوچک مناسب است. برای رفع این مشکل سعی شده است شبکه عصبی شبیه ساز از سیستم کنترل حذف گردد. در این راستا کیم و همکاران [18] روشی را ارائه نمودند که در آن به جای استفاده از شبکه عصبی شبیه ساز برای آموزش شبکه عصبی از یک تابع ارزش به عنوان معیار آموزش استفاده گردید.

از آن جا که خسارت سازه و نیروهای کنترل هر دو وابسته به یکدیگر هستند و رابطه مستقیمی بین آنها نمی توان برقرار نمود، برای آموزش کنترلر عصبی، برخلاف روش های قبل، باید از روش های آموزش بدون ناظر استفاده نمود. هم چنین سازه های بلند در برابر زلزله های سنگین حتی در حالت کنترل شده جاری شده و رفتار غیرخطی دارند. لذا سیستم های کنترلی که رفتار سازه را بعد از کنترل، خطی فرض می نمایند مانند

خسارت پارک و انگ از آنجا که علاوه بر جابه‌جایی نسبی طبقات انرژی جذب شده توسط سازه را در ارزیابی خسارت سازه در نظر می‌گیرد نسبت به سایر پاسخ‌های سازه معیار مناسب‌تری برای کنترل خسارت می‌باشد. نیروهای کنترل توسط میراگرهای مایع قابل کنترل مغناطیسی (MR) بر سازه اعمال گردیده است. عملکرد کنترلر در یک سازه سه طبقه محک با رفتار غیرخطی مورد بررسی قرار گرفته است.

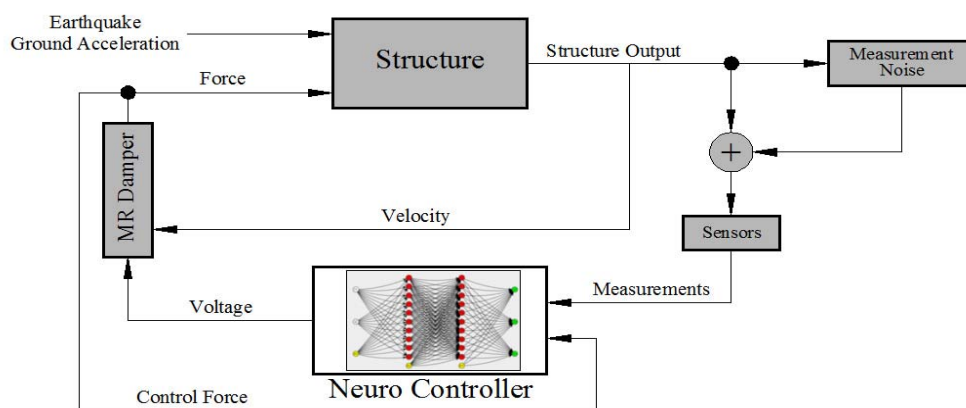
سیستم کنترل

سیستم کنترل استفاده‌شده در این پژوهش در شکل (۱) مشاهده می‌گردد. در این سیستم، سازه غیرخطی تحت زلزله قرار می‌گیرد و پاسخ‌های آن توسط سنسورها اندازه‌گیری می‌گردد. سپس این پاسخ‌ها همراه با نیروهای کنترل گام قبلی در اختیار شبکه عصبی پیش‌خور قرار می‌گیرد. شبکه عصبی به‌گونه‌ای آموزش داده شده است که بر مبنای پاسخ‌های سازه و نیروهای کنترل در گام قبلی، ولتاژ میراگرها را پیش‌بینی نماید به شکلی که شاخص خسارت پارک و انگ سازه کمینه گردد. ولتاژ پیش‌بینی شده همراه با سرعت وارد به میراگرها به‌عنوان ورودی به میراگر اعمال می‌گردد تا نیروی کنترل بهینه در هر لحظه توسط میراگر به سازه اعمال گردد.

روش گوسی درجه دوم خطی (LQG) مناسب نیستند و برای مدل‌سازی دقیق باید در سیستم کنترل رفتار غیرخطی سازه لحاظ گردد.

در سیستم‌های کنترل ارائه‌شده توسط اکثر محققان کاهش خسارت سازه‌ها از طریق کاهش جابه‌جایی نسبی طبقات صورت گرفته است ولی تنها بخشی از خسارت سازه به جابه‌جایی نسبی طبقه وابسته می‌باشد و پارامترهای دیگری از جمله انرژی جذب‌شده توسط سازه نیز در خسارت آن تأثیرگذار است. از این رو برای کنترل بهینه خسارت سازه بهتر است از معیاری استفاده نمود که پارامترهای مختلف مؤثر در خسارت سازه را شامل شود.

در این مقاله روشی نیمه‌فعال برای کنترل سازه‌ها ارائه گردیده که در آن از ترکیب شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. در این روش از یک شبکه عصبی پیش‌خور چندلایه در سیستم کنترل استفاده شده است. این شبکه عصبی به‌گونه‌ای آموزش می‌بیند تا با دریافت پاسخ‌های سازه بر مبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ، ولتاژ بهینه میراگرها را طوری تعیین نماید که سازه کنترل گردد. برای آموزش این شبکه عصبی یعنی تعیین وزن‌های کانال‌های ارتباطی آن، از الگوریتم ژنتیک که یک روش آموزش بدون ناظر می‌باشد، استفاده شده است. شاخص



شکل ۱ سیستم کنترل

معادلات حاکم برای این مدل را می توان به صورت

روابط زیر نوشت:

$$f = C_0 \dot{q} + \alpha z \quad (۱)$$

$$\dot{Z} = \gamma |\dot{q}| z |z|^{n-1} - \beta \dot{q} |z|^n + A \dot{q} \quad (۲)$$

$$\alpha = \alpha(u) = \alpha_a + \alpha_b u \quad (۳)$$

$$C_0 = C_0(u) = C_{0a} + C_{0b} u \quad (۴)$$

در این روابط، q جابجایی نسبی دو سر میراگر و z یک متغیر تکاملی است که وابستگی پاسخ به تاریخچه آن را نشان می دهد. با تنظیم پارامترهای α ، β ، n و A می توان شیب رفتار خطی و انحنای قسمت گذر از رفتار خطی به تسلیم را مشخص نمود. پارامترهای α و C_0 نیز متغیر بوده و توسط یک کنترلر قابل تنظیم هستند. در این روابط u خروجی جریانی مدار الکتریکی میراگر است که توسط رابطه دینامیکی (۵) بر حسب ولتاژ ورودی مدار مشخص می شود.

$$\dot{u} = -\eta(u - v) \quad (۵)$$

در این مطالعه پارامترهای میراگر طوری انتخاب شده اند تا به ازای حداکثر ولتاژ $V_{max} = 10$ ظرفیتی معادل ۱۰۰۰ کیلو نیوتن داشته باشد. این پارامترها عبارتند از:

$$\alpha_a = 1.0872 \times 10^5 \text{ N/cm}$$

$$\alpha_b = 4.9616 \times 10^5 \text{ N/(cm.v)}$$

$$C_{0a} = 4.4 \text{ N.sec/cm}$$

$$C_{0b} = 44 \text{ N.sec/(cm.v)}$$

$$\gamma = 3 \text{ cm}^{-1}$$

$$\beta = 3 \text{ cm}^{-1}, \quad n = 1$$

$$A = 1.2, \quad \eta = 50 \text{ sec}^{-1}$$

شاخص خسارت پارک و انگ

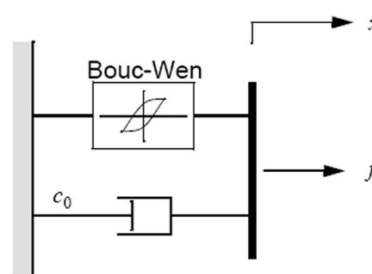
برای بیان میزان خسارت در سازه ها باید معیارهای کمی

مدل غیرخطی سازه

مدل ریاضی سازه به صورت مدل اجزای محدود قاب صفحه ای، متشکل از اعضای قاب دوعبده در نظر گرفته شده است. هر گره از قاب دارای سه درجه آزادی و هر عضو دارای دو گره و شش درجه آزادی می باشد. با توجه به صلب بودن افقی سقف ها در ساختمان ها، تغییر مکان های افقی گره های واقع در هر سقف یکسان در نظر گرفته شده است. برای لحاظ کردن این موضوع در هر طبقه درجه آزادی افقی یک گره به عنوان درجه آزادی مرجع در نظر گرفته شده و درجات آزادی افقی سایر گره های واقع در آن سقف به آن وابسته شده اند. اثر رفتار غیرخطی سازه در زلزله های قوی به صورت رفتار خمیری متمرکز در انتهای اعضا در نظر گرفته شده است. در این مدل کل عضو به صورت ارتجاعی باقی می ماند و رفتار خمیری فقط در مفصل های پلاستیک دو انتهای عضو متمرکز می باشد. رفتار چرخه ای این مفصل ها به صورت رفتار دوخطی در نظر گرفته شده است. این مدل برای سازه های محک غیرخطی توسط اوتوری و همکاران [19] ارائه گردیده است.

مدل میراگر MR

مدل مکانیکی میراگر MR استفاده شده در شکل (۲) دیده می شود. این مدل برای یک نمونه میراگر MR کوچک ارائه شده و در مطالعات انجام شده انطباق خوبی را با نتایج آزمایشگاهی نشان داده است [20, 21].



شکل ۲ مدل میراگر MR [22]

وزن دار خسارت عضوهای طبقه به شکل رابطه (۹) محاسبه می شود:

$$D_{\text{story}} = \frac{\sum E_e D_e}{\sum E_e} \quad (9)$$

در این رابطه E_e انرژی جذب شده در هر عضو است که برابر مجموع انرژی جذب شده دو انتهای عضو می باشد.

برای محاسبه اندیس خسارت کل سازه یا اندیس خسارت چند طبقه از سازه از میانگین وزن دار خسارت طبقات مربوط استفاده می شود:

$$D_{\text{total}} = \frac{\sum E_{\text{story}} \cdot D_{\text{story}}}{\sum E_{\text{story}}} \quad (10)$$

در این رابطه E_{story} مجموع انرژی جذب شده توسط عضوهای طبقه است.

کنترل کننده ژنتیک - عصبی

کنترل ژنتیک - عصبی یک کنترلر عصبی است که توسط الگوریتم ژنتیک آموزش دیده است. پارامترهای مختلف شبکه عصبی از جمله تعداد لایه ها، تعداد سلول های هر لایه و وزن های کانال های ارتباطی قابل انتخاب می باشند. در این مطالعه نوع شبکه، تعداد لایه ها و سلول های آن با سعی و خطا انتخاب گردیده است و برای آموزش شبکه عصبی یعنی تعیین وزن کانال های ارتباطی، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. استفاده از روش های معمول برای آموزش شبکه های عصبی مانند الگوریتم پس انتشار در این پژوهش امکان پذیر نیست؛ زیرا در روش کنترل استفاده شده قرار است شبکه عصبی با دریافت پاسخ های سازه، نیروی کنترل را بر مبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ پیش بینی نماید. از آنجایی که شاخص خسارت پارک و انگ با پاسخ های مستقیم سازه قابل محاسبه نیست و رابطه ریاضی مستقیمی بین بارهای وارد بر سازه و

وجود داشته باشد تا بتوان خسارت سازه را ارزیابی نمود. یکی از شاخص های خسارت معرفی شده توسط پژوهش گران شاخص خسارت پارک و انگ است [22]. آنها یک شاخص خسارت محلی را ارائه کردند که از ترکیب حداکثر تغییر شکل نرمال شده و انرژی جذب شده به صورت رابطه (۶) حاصل می شود:

$$D_{P.A.} = \frac{U_{\text{max}}}{U_u} + \frac{\beta}{F_y \cdot U_u} \int dE \quad (6)$$

این شاخص یکی از معروف ترین و رایج ترین شاخص های خسارت است. در این رابطه U_{max} حداکثر تغییر شکل در مدت بارگذاری، U_u تغییر شکل گسیختگی در بارگذاری استاتیکی، F_y مقاومت جاری شدن، dE انرژی جذب شده جزئی در مدت بارگذاری و β یک ضریب مثبت است که اثرات کاهش مقاومت و سختی را در بارگذاری دوره ای در نظر می گیرد. از امتیازات این شاخص سادگی و کالیبره شدن آن بر اساس خسارت های مشاهده شده در سازه ها می باشد.

برای محاسبه شاخص خسارت پارک و انگ، ابتدا شاخص خسارت انتهای هر عضو محاسبه می گردد. برای این منظور با استفاده از حداکثر انحنای ایجاد شده در انتهای عضو و انرژی جذب شده در مفصل خمیری از رابطه (۷) استفاده می شود.

$$D_{ei} = \frac{\Phi_{\text{max}}}{\Phi_u} + \frac{\beta \int dE}{M_y \Phi_u} \quad (7)$$

اندیس خسارت هر عضو از میانگین وزن دار خسارت دو انتهای عضو از رابطه (۸) محاسبه می شود:

$$D_e = \frac{(E_i D_{ei} + E_j D_{ej})}{(E_i + E_j)} \quad (8)$$

در این رابطه E_i و E_j انرژی جذب شده در دو انتهای i و j عضو هستند. پس از محاسبه اندیس خسارت هر عضو اندیس خسارت هر طبقه از میانگین

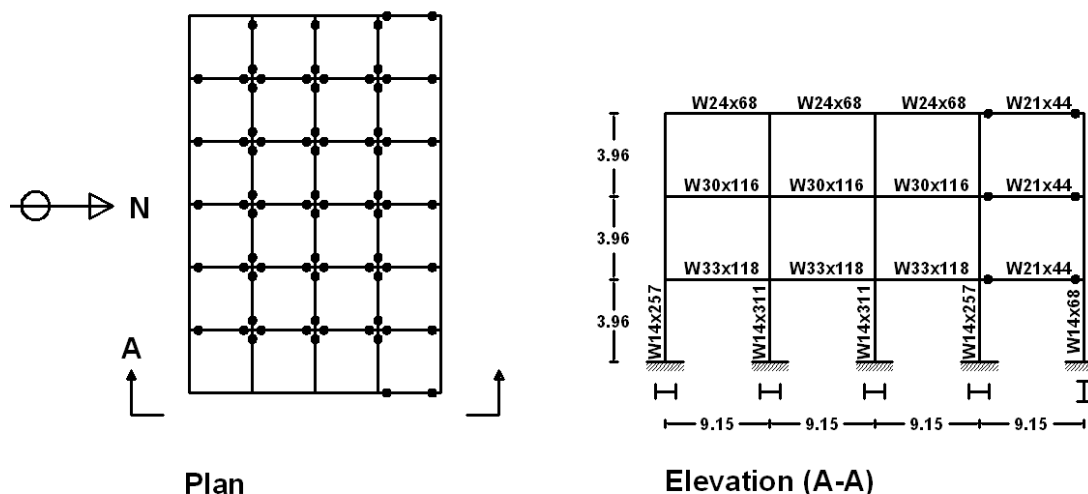
است.

نمونه عددی

سازه سه طبقه محک. سازه سه طبقه محک که در شکل (۳) نشان داده شده است، ساختمانی به ابعاد ۳۶/۵۸ متر در ۵۴/۸۷ متر و به ارتفاع ۱۱/۸۹ متر می باشد. این سازه دارای چهار دهانه ۹/۱۵ متری در جهت شمال- جنوب و شش دهانه ۹/۱۵ متری در جهت شرقی- غربی می باشد و براساس ضوابط منطقه لوس آنجلس آمریکا طراحی شده و توسط اتوری و همکاران [19] معرفی گردیده است. برای بررسی سیستم کنترل دو زلزله میدان نزدیک و دو زلزله میدان دور در نظر گرفته شده است که به ترتیب زلزله های ال سنترو (1940)، هاجینو (1968)، تورتریج (1994) و کوبه (1995) می باشد. در هر طبقه سازه یک شتاب سنج قرار گرفته است تا پاسخ های شتاب سازه را اندازه گیری کند و در اختیار قرار دهد. هم چنین باتوجه به انتخاب میراگرهایی با ظرفیت حداکثر ۱۰۰۰ کیلو نیوتن، در طبقه اول ۳ و در سایر طبقات ۲ میراگر در نظر گرفته شده است تا نیروی کنترل مورد نظر را اعمال نمایند.

خسارت ایجاد شده نمی توان برقرار کرد، به همین دلیل امکان استفاده از این روش ها میسر نمی باشد. لذا در این مطالعه نیاز به روش آموزش بدون ناظر می باشد، چرا که متناظر با پاسخ های مختلف سازه، مقدار مطلوب خسارت در اختیار نمی باشد. در نتیجه برای آموزش بهینه شبکه عصبی از الگوریتمی استفاده شده است که نیاز به رابطه نویسی مستقیم نداشته باشد. این روش الگوریتم ژنتیک می باشد که با جستجو در فضای مسئله پاسخ های بهینه را می یابد.

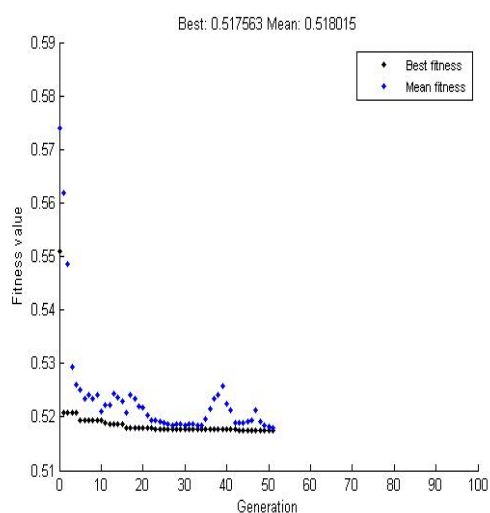
معیارهای مختلفی را می توان برای تعیین وزن ها در شبکه عصبی انتخاب نمود. این معیارها می تواند براساس کمینه نمودن شتاب طبقات سازه و یا کمینه نمودن جابه جایی نسبی طبقات و یا کمینه کردن خسارت طبقه ای خاص از سازه و یا خسارت کل سازه انتخاب گردد. هر کدام از این کنترلرها می تواند ویژگی هایی خاص خود را دارا باشد و با توجه به نوع سیستم کنترل توسط طراح انتخاب می گردد. در این پژوهش از معیار کمینه نمودن خسارت کل سازه بر مبنای شاخص خسارت پارک و انگ استفاده شده



شکل ۳ پلان و نمای سازه محک غیرخطی سه طبقه [22]

کنترلی را به سازه اعمال می‌کند. در پایان هر گام میزان شاخص خسارت سازه محاسبه می‌گردد و نسبت آن با شاخص خسارت در حالت کنترل نشده به‌عنوان معیار شایستگی در الگوریتم ژنتیک به‌کار می‌رود. در هر گام الگوریتم ژنتیک باتوجه به معیار شایستگی وزن‌های شبکه عصبی را اصلاح می‌کند تا وزن‌های بهینه به‌دست آیند. برای آموزش کنترلرها، زلزله‌السترو با شدت ۲ برابر مورد استفاده قرار گرفته است. مدت زمان آموزش کنترلرها ۳۰ ثانیه در نظر گرفته شده است.

شکل (۴) فرآیند طراحی کنترلر عصبی را توسط الگوریتم ژنتیک نشان می‌دهد. در این نمودار که محور قائم آن معیار شایستگی و محور افقی آن هر نسل را نشان می‌دهد، بهترین پاسخ پس از تولید ۵۰ نسل به‌دست آمده است و معیار شایستگی آن یعنی نسبت خسارت کل سازه در حالت کنترل شده به حالت کنترل نشده برابر ۰/۵۱۷ حاصل شده است. به عبارت دیگر این کنترلر توانسته است خسارت کل سازه را ۴۸/۳ درصد کاهش دهد.



شکل ۳ فرآیند آموزش کنترلر ژنتیک - عصبی

کنترلر ژنتیک - عصبی. شبکه عصبی انتخاب شده در این مطالعه از نوع پیش‌خور با یک لایه ورودی، دو لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشد. ورودی‌های شبکه عصبی جابه‌جایی نسبی طبقات در همان گام و دو گام پیشین و هم‌چنین نیروهای کنترل گام قبل گزینش شده است. لایه‌های پنهان در شبکه عصبی ۲۰ سلول دارند. خروجی‌های شبکه عصبی مورد استفاده نیز ولتاژ میراگرها می‌باشد. تابع فعال‌سازی برای سلول‌های شبکه عصبی از نوع تانژانت سیگموئید استفاده شده است.

الگوریتم ژنتیک. تعداد جمعیت الگوریتم ژنتیک در هر گام ۲۰ عضو انتخاب شده است. جمعیت اولیه به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند. برای تولید جمعیت جدید ابتدا یکی از اعضای جمعیت موجود که دارای بالاترین شایستگی (نخه) است بدون هیچ‌گونه تغییری به نسل جدید منتقل می‌شود. سایر اعضای نسل جدید با عملگرهای پیوند و جهش تولید می‌شوند. برای انتخاب والدین، از روش انتخاب احتمالاتی یکنواخت استفاده شده است. عملگر پیوند از نوع Scattered انتخاب شده است. هم‌چنین برای عملگر جهش از روش Adaptive Feasible استفاده شده است. ابتدا جمعیت اولیه با تعداد ۷۸۳ عضو به‌صورت تصادفی انتخاب می‌گردند. این جمعیت به‌عنوان وزن‌های کانال‌های ارتباطی در شبکه قرار می‌گیرند. سازه تحت شتاب زلزله قرار می‌گیرد و پاسخ‌های آن توسط برنامه تحلیل غیرخطی محاسبه می‌گردد. جابه‌جایی‌های به‌دست آمده از تحلیل سازه به جابه‌جایی نسبی تبدیل می‌شود و به‌همراه نیروهای کنترل گام قبل وارد کنترلر می‌گردد. کنترلر عصبی با وزن‌های اولیه، ولتاژ میراگرها را پیش‌بینی می‌نماید. این ولتاژ به میراگرها اعمال می‌شود و میراگر نیز متناظر با آن ولتاژ، نیروی

محاسبه و نشان داده شده‌اند. این زلزله‌ها، الاسترو و هاچینو با شدت ۱/۵ برابر و زلزله‌های نورتریج و کوبه با شدت یک هستند. با مشاهده این شکل درمی‌یابیم این کنترلر توانسته است خسارت سازه را به‌صورت قابل قبولی کاهش دهد. همان‌گونه که اشاره گردید این کنترلر تنها برای زلزله الاسترو آموزش دیده است ولی توانسته خسارت سازه را در سایر زلزله‌هایی که برای آن آموزش ندیده است کاهش دهد. این کاهش خسارت در زلزله‌های کوبه و نورتریج کمتر می‌باشد و دلیل آن را می‌توان به ماهیت این زلزله‌ها مربوط دانست. زیرا این کنترلر برای زلزله الاسترو که از نوع دور از گسل می‌باشد و حرکت زمین در آن با سرعت کمتر و نوسانی است آموزش دیده است، لذا در زلزله‌های نزدیک به گسل مانند کوبه و نورتریج که حرکت زمین سریع و ضربه‌ای است عملکرد کنترلر کاهش یافته است.

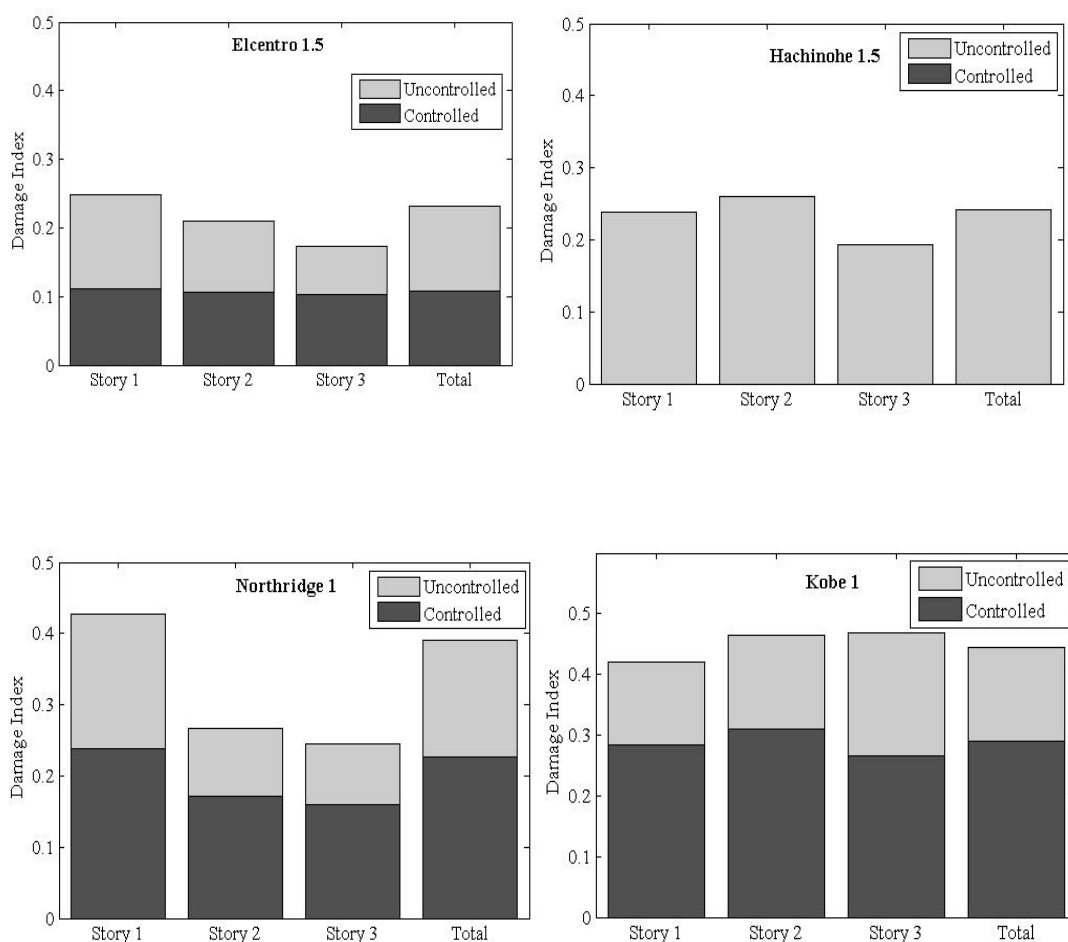
ارزیابی و مقایسه نتایج

در این قسمت نتایج به‌دست آمده از کاربرد کنترلر ژنتیک-عصبی مورد ارزیابی و مقایسه قرار خواهد گرفت. برای این منظور ابتدا نتایج حاصل از این کنترلر در سازه سه‌طبقه مورد بحث قرار می‌گیرد و سپس معیارهای ارزیابی معرفی شده در جدول (۱) برای این سازه محاسبه می‌گردد تا ارزیابی کمی از عملکرد این سیستم به‌دست آید.

شکل (۵) شاخص خسارت هر یک از طبقات و خسارت کلی سازه سه‌طبقه را در دو حالت کنترل شده و کنترل نشده و شکل (۶) تاریخچه جابه‌جایی نسبی طبقه اول سازه را در مقابل این چهار زلزله در دو حالت کنترل شده و کنترل نشده نشان می‌دهد. هم‌چنین شکل (۷) ولتاژ میراگر MR طبقه اول را در زلزله الاسترو نشان می‌دهد. این شاخص‌ها برای چهار زلزله مختلف

جدول ۱ معیارهای ارزیابی [24]

<p>Interstory Drift Ratio</p> $J_1 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_{t,i} \frac{ d_i(t) }{h_i}}{\delta^{\max}} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	<p>Level Acceleration</p> $J_2 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_{t,i} \ddot{x}_{ai}(t) }{\ddot{x}_{ai}^{\max}} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	<p>Base Shear</p> $J_3 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_i \left \sum_i m_i \ddot{x}_{ai}(t) \right }{F_b^{\max}} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>
<p>Normed Interstory Drift</p> $J_4 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_{t,i} \frac{\ d_i(t)\ }{h_i}}{\delta^{\max}} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	<p>Normed Level Acceleration</p> $J_5 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_{t,i} \ \ddot{x}_{ai}(t)\ }{\ddot{x}_{ai}^{\max}} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	<p>Normed Base Shear</p> $J_6 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_i \left\ \sum_i m_i \ddot{x}_{ai}(t) \right\ }{\ F_b^{\max}\ } \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>
<p>Ductility</p> $J_7 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_{t,i} \frac{ \phi_i(t) }{\phi_{yi}}}{\phi^{\max}} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	<p>Dissipated Energy</p> $J_8 = \text{mean} \left\{ \frac{\max_{t,i} \frac{\int dE_j}{F_{yi} \cdot \phi_{yi}}}{E^{\max}} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	<p>Plastic connections</p> $J_9 = \text{mean} \left\{ \frac{N_d^c}{N_d} \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>
<p>Normed Ductility</p> $J_{10} = \text{mean} \left\{ \frac{\max_{t,i} \frac{\ \phi_i(t)\ }{\phi_{yi}}}{\ \phi^{\max}\ } \right\}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	<p>Damage Index</p> $J_{11} = \text{mean} \frac{D}{D_0}$ <p>Elcentro Hachinohe Northridge Kobe</p>	

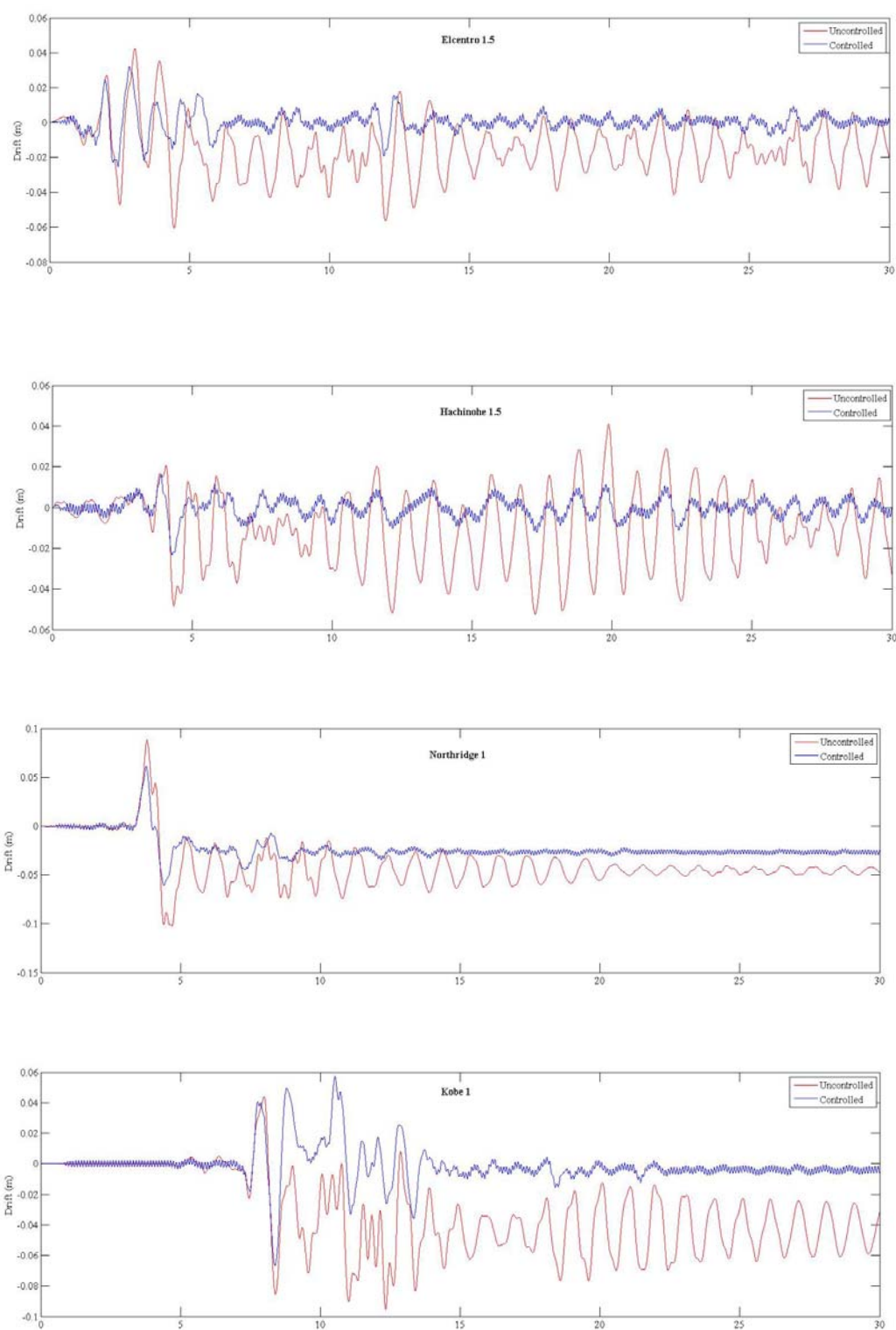


شکل ۵ خسارت کلی و طبقات سازه سه طبقه تحت اثر چهار زلزله مختلف و کنترلر ژنتیک-عصبی

حالت کنترل شده به کنترل نشده را نشان می‌دهد. مقدار این شاخص برای کنترلرهای مختلف و برای چهار زلزله مختلف با شدت‌های متفاوت محاسبه شده و در شکل (۶) آمده است. براساس این نتایج مقدار متوسط معیار J11 در زلزله‌های مختلف به‌ازای این نتایج $\beta=0/1$ ، $0/238$ به‌دست آمده است. این نتایج هم‌چنین برای کنترلرهای LQG، GFMRL و GFSL به ترتیب $0/613$ ، $0/268$ و $0/261$ به‌دست آمده‌اند. این نتایج نشان می‌دهند که عملکرد کنترلر ژنتیک-عصبی از دیگر کنترلرها بهتر بوده است.

معیارهای ارزیابی J1 تا J11 برای سیستم کنترلر ژنتیک-عصبی محاسبه گردیده است. هم‌چنین عملکرد این کنترلر با کنترلر فعال LQG و دو کنترلر ژنتیک-فازی GFMRL و GFSL معرفی شده توسط کرم‌الدین و همکاران [۲۳] مقایسه شده است. در این کنترلرها به‌جای شبکه عصبی از سیستم فازی استفاده شده است و پارامترهای آن سیستم توسط الگوریتم ژنتیک بهینه‌یابی شده‌اند.

برای ارزیابی عملکرد کنترلرها در کاهش خسارت بر مبنای شاخص خسارت پارک و انگ، معیار J11 معرفی شده است. این معیار نسبت این شاخص در



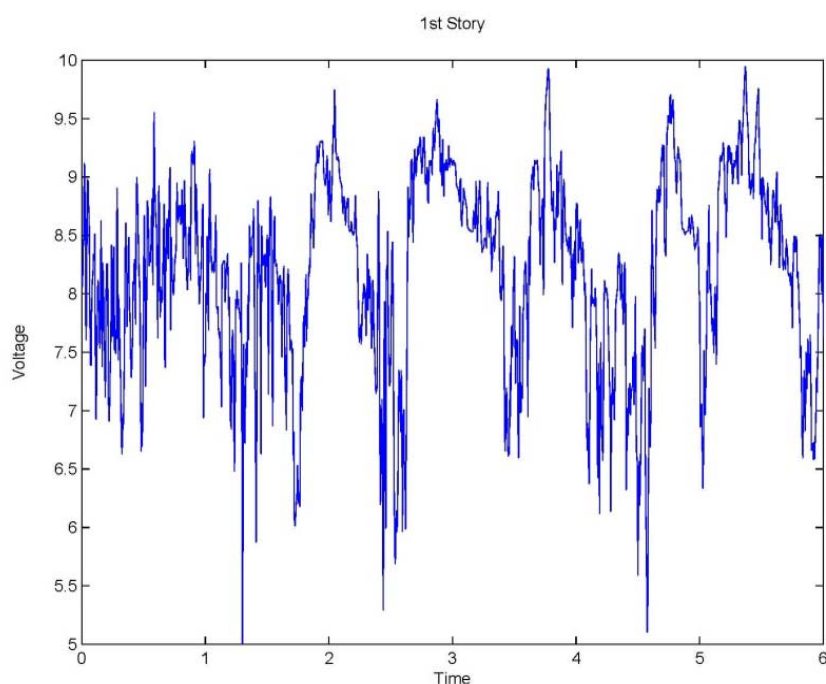
شکل ۶ تاریخچه جابه‌جایی نسبی (m) طبقه اول سازه سه طبقه تحت اثر چهار زلزله مختلف و کنترلر ژنتیک-عصبی

کنترلر GFSL از سایر کنترلرها در این معیار بهتر می‌باشد. برای ارزیابی عملکرد کنترلر در کاهش نرم شتاب طبقات از معیار J5 استفاده شده است. مقدار متوسط این معیار در زلزله‌های مختلف برای هر کدام از کنترلرهای Neuro-GA، LQG، GFMRL و GFSL به ترتیب ۸/۲۰۲، ۵/۵۶۸، ۰/۶۳۰ و ۰/۸۴۹ به دست آمده است. این نتیجه بیانگر آن است که کنترلر Neuro-GA عملکرد نامناسبی در کاهش نرم شتاب طبقات داشته است. معیار J6 برای نشان دادن اثر کاهش نرم برش پایه زلزله به کار گرفته شده است. مقدار این معیار برای کنترلر Neuro-GA در مقایسه با سایر کنترلرها با وجود کاهش مناسب در بیشینه برش پایه، بیشتر بوده است. معیار J7 نشان‌دهنده کاهش در بیشینه شکل‌پذیری اعضای سازه است که به شکلی به بیان میزان کاهش خسارت در عضوی که بیشترین خسارت را دارد می‌پردازد. مقدار متوسط این معیار برای کنترلر Neuro-GA، ۰/۴۴۲ و برای کنترلرهای LQG، GFMRL و GFSL به ترتیب ۰/۷۶۷، ۰/۴۸۵ و ۰/۴۶۸ به دست آمده‌اند. مشاهده می‌شود که کنترلر ژنتیک-عصبی توانایی بیشتری از دیگر کنترلرها برای کاهش بیشینه شکل‌پذیری عضوهای سازه داشته است. معیار دیگری که به نوعی توانایی کنترلرها در کاهش خسارت را نشان می‌دهد، معیار J8 می‌باشد. این معیار نسبت مقدار انرژی جذب‌شده در حالت کنترل‌شده به کنترل‌نشده است. مقدار متوسط این نسبت برای کنترلر ژنتیک-عصبی، ۰/۰۰۷ و برای کنترلرهای دیگر به ترتیب ۰/۳۵۷، ۰/۱۳۵ و ۰/۱۲۵ به دست آمده‌اند. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که کنترلر ژنتیک-عصبی با اختلاف زیادی در این معیار از سایر کنترلرها بهتر عمل نموده است. معیار J9 نشان‌دهنده کاهش در تعداد مفصل‌های پلاستیک سازه است که خود نشان دیگری از کاهش خسارت در سازه می‌باشد. مقدار این

برای بررسی پاسخ‌های دیگر سازه از معیارهای J1 تا J10 استفاده شده است. مقدار این معیارها برای کنترلرها و زلزله‌های مختلف محاسبه شده و در جدول (۳) نشان داده شده‌اند. معیار J1 نشان‌دهنده مقدار کاهش در بیشینه جابه‌جایی نسبی طبقات است. مقدار متوسط این معیار در زلزله‌های مختلف برای کنترلر ژنتیک-عصبی برابر ۰/۵۱۶ به دست آمده است که از مقدار به دست آمده برای کنترلرهای دیگر کمتر است. این مطلب نشان‌دهنده آن است که عملکرد این کنترلرها از نظر کاهش جابه‌جایی نسبی طبقات از دیگر کنترلرها بهتر بوده است. معیار J2 میزان کاهش در بیشینه شتاب طبقات را نشان می‌دهد. مقدار متوسط این معیار برای کنترلر LQG، ۰/۸۰۶ می‌باشد که از مقدار مربوط به کنترلرهای دیگر کمتر است. این مقدار برای کنترلر ژنتیک-عصبی برابر ۱/۲۶۵ به دست آمده است. این معیار نشان می‌دهد گرچه کنترلر در کاهش شاخص خسارت و جابه‌جایی نسبی طبقات عملکرد مناسبی داشته است ولی نتوانسته شتاب طبقات را کاهش دهد و در بیشتر موارد افزایش شتاب به وجود آمده است. برای نشان دادن عملکرد کنترلر در کاهش بیشینه برش پایه زلزله از معیار J3 استفاده شده است. متوسط این معیار برای کنترلر ژنتیک-عصبی برابر ۰/۴۳۶ به دست آمده است که این معیار برای کنترلرهای LQG، GFMRL و GFSL به ترتیب برابر ۰/۸۱۴، ۰/۸۷۷ و ۰/۸۵۱ محاسبه شده است و در مقایسه با سایر کنترلرها، کنترلر ژنتیک-عصبی عملکرد مؤثرتری داشته است. عملکرد کنترلرها در کاهش نرم جابه‌جایی نسبی طبقات با معیار J4 سنجیده می‌شود. مقدار متوسط این معیار در زلزله‌های مختلف برای کنترلر ژنتیک-عصبی برابر ۰/۵۹۱ می‌باشد. این مقدار در کنترلرهای LQG و GFSL به ترتیب ۰/۶۰۸، ۰/۴۱۱ و ۰/۳۴۲ می‌باشد. مشاهده می‌شود عملکرد

مقدار محاسبه شده این معیار برای کنترلرهای مختلف به ترتیب ۰/۴۹۸، ۰/۶۳۳، ۰/۴۱۸ و ۰/۳۶۲ می باشد. در این مورد عملکرد کنترلر ژنتیک-عصبی نسبتاً مناسب می باشد ولی کنترلرهای GFMRL و GFSL عملکرد بهتری داشته اند.

معیار برای کنترلرهای مورد بررسی به ترتیب ۰/۲۸۹، ۰/۶۰۵، ۰/۳۱۵ و ۰/۳۱۸ محاسبه شده است که نشان دهنده عملکرد مناسب تر کنترلر ژنتیک-عصبی است. آخرین معیار بررسی شده J10 می باشد که بیانگر کاهش نرم شکل پذیری اعضای سازه می باشد. متوسط



شکل ۷ ولتاژ میراگر MR طبقه اول در زلزله ال سسترو

جدول ۲ معیار ارزیابی J11 برای سازه سه طبقه

Average	Kobe 1.0	Kobe 0.5	Northridge 1.0	Northridge 0.5	Hachinohe 1.5	Hachinohe 1.0	Hachinohe 0.5	Elcentro 1.5	Elcentro 1.0	Elcentro 0.5	Controller	Index
۰/۲۳۸	۰/۶۷۵	۰/۶۳۷	۰/۶۰۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۶۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	Neuro-GA	β=۰/۱
۰/۶۱۴	۰/۸۷۸	۰/۸۱۵	۰/۹۷۳	۰/۷۹۷	۰/۶۲۱	۰/۶۲۵	۰/۰۰۰	۰/۷۱۵	۰/۷۱۲	۰/۰۰۰	Active	
۰/۲۶۸	۰/۶۴۴	۰/۸۵۴	۰/۶۷۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۵۱۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	GFMRL	
۰/۲۶۱	۰/۶۶۹	۰/۷۳۴	۰/۶۹۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۵۱۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	GFSL	

جدول ۳ معیارهای ارزیابی برای سازه سه طبقه

Average	Kobe 1.0	Kobe 0.5	Northridge 1.0	Northridge 0.5	Hachinohe 1.5	Hachinohe 1.0	Hachinohe 0.5	Elcentro 1.5	Elcentro 1.0	Elcentro 0.5	Controller	Index
۰/۵۱۶	۰/۷۴۸	۰/۷۳۶	۰/۶۸۸	۰/۴۴۱	۰/۳۷۸	۰/۳۳۲	۰/۳۷۹	۰/۶۹۸	۰/۴۵۱	۰/۳۰۸	Neuro-GA	J ₁
۰/۷۸۹	۰/۷۹۶	۰/۸۵۹	۱/۰۷۹	۰/۸۰۸	۰/۷۸۲	۰/۷۹۸	۰/۶۳۶	۰/۸۴۵	۰/۷۴۰	۰/۵۴۴	LQG	
۰/۵۷۱	۰/۵۹۷	۱/۰۷۱	۰/۸۰۰	۰/۵۳۶	۰/۴۴۶	۰/۳۵۷	۰/۱۷۸	۰/۷۷۹	۰/۵۵۷	۰/۳۹۲	GFMRL	
۰/۵۳۳	۰/۵۹۸	۰/۸۷۳	۰/۸۳۱	۰/۴۷۰	۰/۴۴۱	۰/۲۹۹	۰/۱۷۰	۰/۷۶۷	۰/۵۵۷	۰/۳۲۷	GFSL	J ₂
۱/۲۶۵	۰/۷۵۸	۱/۱۵۹	۱/۰۲۲	۱/۱۹۷	۱/۱۷۰	۱/۲۶۱	۱/۹۵۱	۱/۱۱۸	۱/۲۳۳	۱/۸۲۸	Neuro-GA	
۰/۸۰۶	۰/۸۱۴	۰/۸۳۲	۰/۸۷۸	۰/۸۳۲	۰/۸۳۲	۰/۸۲۵	۰/۶۵۸	۰/۹۷۵	۰/۸۰۸	۰/۶۰۱	LQG	
۰/۸۸۲	۰/۷۰۶	۱/۰۲۵	۱/۰۴۷	۰/۹۸۷	۰/۸۵۶	۰/۶۰۳	۰/۴۹۲	۱/۱۷۱	۰/۹۵۵	۰/۹۷۸	GFMRL	
۰/۸۲۰	۰/۷۴۶	۱/۰۴۵	۱/۰۱۷	۰/۸۴۲	۰/۸۴۸	۰/۴۴۸	۰/۵۸۵	۱/۱۴۸	۰/۹۰۸	۰/۶۱۰	GFSL	J ₃
۰/۴۳۶	۰/۵۲۵	۰/۵۶۸	۰/۴۸۸	۰/۳۹۳	۰/۴۱۲	۰/۳۴۵	۰/۳۹۴	۰/۵۴۶	۰/۳۹۷	۰/۲۹۵	Neuro-GA	
-۰/۸۱۴	-۰/۹۴۱	-۰/۸۶۷	-۰/۸۴۴	-۰/۸۳۳	-۰/۹۳۵	-۰/۸۱۲	-۰/۵۵۳	-۰/۹۲۷	-۰/۹۱۵	-۰/۵۱۰	LQG	
-۰/۸۷۷	۱/۰۶۹	۱/۱۴۰	۱/۰۴۳	-۰/۷۶۱	۱/۰۲۷	-۰/۷۶۴	-۰/۴۶۰	۱/۰۸۱	-۰/۷۵۳	-۰/۶۷۴	GFMRL	
-۰/۸۵۱	۱/۰۲۸	۱/۱۱۶	۱/۰۴۹	-۰/۷۵۰	-۰/۸۵۱	-۰/۶۳۴	-۰/۵۴۹	۱/۰۷۹	-۰/۸۳۵	-۰/۶۲۲	GFSL	J ₄
۰/۸۰۳	۰/۹۴۷	۰/۸۷۴	۰/۹۳۹	۰/۲۸۵	۰/۵۶۹	۰/۵۷۹	۰/۷۱۲	۰/۹۹۷	۰/۹۹۲	۱/۱۳۹	Neuro-GA	
-۰/۶۰۸	-۰/۶۸۰	-۰/۵۳۵	-۰/۶۹۷	-۰/۷۲۵	-۰/۷۸۷	-۰/۵۰۳	-۰/۴۱۷	-۰/۵۵۱	-۰/۶۱۵	-۰/۵۷۰	LQG	
-۰/۴۱۱	-۰/۴۴۵	۱/۲۶۸	-۰/۸۵۷	-۰/۱۱۶	-۰/۲۰۰	-۰/۱۵۸	-۰/۱۳۱	-۰/۳۷۱	-۰/۳۱۸	-۰/۲۵۴	GFMRL	
-۰/۳۴۲	-۰/۲۷۸	-۰/۸۴۶	-۰/۹۵۰	-۰/۱۱۰	-۰/۱۷۰	-۰/۱۲۴	-۰/۱۰۲	-۰/۳۶۹	-۰/۲۸۸	-۰/۱۸۷	GFSL	J ₅
۷/۴۳۷	۵/۵۷۸	۷/۶۴۶	۶/۶۵۳	۱/۲۶۱	۴/۴۱۰	۵/۸۱۱	۱/۰۶۹	۴/۵۳۹	۶/۸۱۰	۱/۵۹۱	Neuro-GA	
-۰/۵۸۶	-۰/۶۶۲	-۰/۵۸۷	-۰/۶۴۸	-۰/۶۲۰	-۰/۵۸۵	-۰/۴۹۶	-۰/۳۹۷	-۰/۶۵۸	-۰/۶۶۱	-۰/۵۴۴	LQG	
-۰/۶۳۰	-۰/۷۸۳	-۰/۶۱۳	۱/۱۲۳	-۰/۶۶۷	-۰/۴۰۲	-۰/۳۶۳	-۰/۴۰۵	-۰/۶۶۶	-۰/۶۲۸	-۰/۶۴۵	GFMRL	
-۰/۸۹۴	-۰/۶۹۹	-۰/۷۳۹	-۰/۸۰۴	۱/۳۳۴	-۰/۵۲۷	-۰/۶۲۴	۱/۱۶۵	-۰/۶۷۲	-۰/۸۵۰	۱/۵۲۰	GFSL	J ₆
۱/۳۰۴	۱/۵۴۶	۱/۴۲۴	۱/۲۶۹	۱/۶۳۹	۰/۷۵۷	۰/۸۵۰	۱/۳۲۷	۱/۱۶۵	۱/۲۶۷	۱/۷۹۸	Neuro-GA	
-۰/۵۸۳	-۰/۶۵۳	-۰/۵۵۹	-۰/۶۶۴	-۰/۶۷۲	-۰/۵۸۵	-۰/۴۹۳	-۰/۳۹۴	-۰/۶۳۴	-۰/۶۴۶	-۰/۵۲۸	LQG	
-۰/۶۰۷	-۰/۷۷۶	-۰/۶۱۱	-۰/۷۵۱	-۰/۶۷۳	-۰/۴۳۵	-۰/۳۹۳	-۰/۴۰۵	-۰/۷۰۰	-۰/۶۶۴	-۰/۶۶۲	GFMRL	
-۰/۶۳۶	-۰/۷۵۹	-۰/۶۱۸	-۰/۷۲۲	-۰/۷۴۶	-۰/۴۶۶	-۰/۴۳۲	-۰/۴۶۴	-۰/۷۲۳	-۰/۷۱۸	-۰/۷۱۲	GFSL	J ₇
۰/۴۴۲	۰/۸۱۱	۰/۶۹۶	۰/۵۹۹	۰/۲۶۶	۰/۳۳۰	۰/۲۶۷	۰/۳۳۹	۰/۵۰۵	۰/۳۴۶	۰/۲۶۰	Neuro-GA	
-۰/۷۶۷	۱/۰۳۰	-۰/۸۴۰	-۰/۹۷۷	-۰/۸۰۰	-۰/۷۷۰	-۰/۶۲۴	-۰/۵۹۳	-۰/۸۰۳	-۰/۷۴۵	-۰/۴۸۶	LQG	
-۰/۴۸۵	-۰/۷۳۶	-۰/۹۳۹	-۰/۶۷۹	-۰/۲۹۷	-۰/۴۱۹	-۰/۲۹۷	-۰/۱۸۴	-۰/۵۶۲	-۰/۴۲۳	-۰/۳۱۶	GFMRL	
-۰/۴۶۸	-۰/۷۸۵	-۰/۸۴۳	-۰/۷۰۱	-۰/۲۶۲	-۰/۳۸۱	-۰/۲۵۱	-۰/۱۷۹	-۰/۵۶۰	-۰/۴۲۴	-۰/۲۹۵	GFSL	J ₈
۰/۰۰۷	۰/۰۳۵	۰/۰۰۶	۰/۰۲۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۷	Neuro-GA	
-۰/۳۵۷	-۰/۷۷۳	-۰/۶۲۰	-۰/۸۳۴	-۰/۶۳۶	-۰/۰۸۸	-۰/۰۰۸	-۰/۰۰۰	-۰/۳۹۹	-۰/۲۰۸	-۰/۰۰۱	LQG	
-۰/۱۳۵	-۰/۵۵۹	-۰/۲۳۸	-۰/۴۷۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۸۶	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	GFMRL	
-۰/۱۲۵	-۰/۵۵۷	-۰/۱۷۴	-۰/۴۲۳	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۹۶	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۱	GFSL	J ₉
۰/۲۸۹	۰/۸۱۳	۰/۸۳۳	۰/۷۸۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۵۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	Neuro-GA	
-۰/۶۰۵	-۰/۷۸۸	۱/۰۰۰	-۰/۸۷۹	-۰/۹۱۷	-۰/۹۱۷	-۰/۰۹۱	-۰/۰۰۰	۱/۰۰۰	-۰/۴۵۵	-۰/۰۰۰	LQG	
-۰/۳۱۵	-۰/۷۸۸	-۰/۹۰۹	-۰/۷۲۷	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۷۲۷	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	GFMRL	
-۰/۳۱۸	-۰/۷۲۷	-۰/۹۰۹	-۰/۷۲۷	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	-۰/۸۱۸	-۰/۰۰۰	-۰/۰۰۰	GFSL	J ₁₀
۰/۴۹۸	۰/۶۵۴	۰/۷۰۱	۰/۷۱۳	۰/۰۹۸	۰/۲۸۵	۰/۳۱۷	۰/۵۶۱	۰/۴۵۰	۰/۴۱۸	۰/۷۸۵	Neuro-GA	
-۰/۶۳۳	-۰/۸۲۸	-۰/۵۴۴	-۰/۷۲۹	-۰/۷۹۵	-۰/۹۳۲	-۰/۴۶۱	-۰/۴۲۰	-۰/۵۳۸	-۰/۵۱۵	-۰/۵۶۵	LQG	
-۰/۴۱۸	-۰/۵۳۰	۱/۲۸۶	-۰/۹۲۲	-۰/۰۶۴	-۰/۱۸۲	-۰/۱۵۰	-۰/۱۲۵	-۰/۳۲۱	-۰/۲۴۱	-۰/۲۵۹	GFMRL	
-۰/۳۶۲	-۰/۴۰۰	۱/۰۴۱	۱/۰۰۱	-۰/۰۶۱	-۰/۱۵۷	-۰/۱۱۷	-۰/۰۹۷	-۰/۳۲۸	-۰/۲۲۶	-۰/۱۸۹	GFSL	

نتیجه گیری

در این تحقیق برای کنترل خسارت سازه از یک شبکه عصبی پیش خور دولایه استفاده شده است که وزن‌های آن توسط الگوریتم ژنتیک بر مبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ بهینه شده‌اند. این شبکه که در هر لایه پنهان آن ۲۰ سلول دارد، در سازه سه طبقه غیرخطی محک مورد ارزیابی قرار گرفته است. ورودی‌های این شبکه جابه‌جایی نسبی تمام طبقات همراه با دو گام قبلی آنها و نیروی کنترل طبقات و خروجی آن ولتاژ میراگرهای طبقات است. این کنترلر برای زلزله‌السنتر با شدت ۲ برابر آموزش داده شده است و سپس عملکرد آن در زلزله‌های السنتر، هاچینو، نورتریج و کوبه بررسی گردیده است. برای مقایسه عملکرد این کنترلر از سه کنترلر دیگر نیز استفاده شده است. کنترلرهای انتخاب شده، یک کنترلر فعال و دو کنترلر ژنتیک- فازی هستند.

باتوجه به مطالعات انجام شده و نتایج به دست آمده از عملکرد کنترلر و مقایسه آن با کنترلرهای دیگر نتایج زیر حاصل گردیده است:

۱. با بررسی نتایج حاصل از محاسبه معیار شاخص خسارت (J_{11}) برای کنترلر ژنتیک-عصبی در سازه سه طبقه مشاهده می‌گردد این کنترلر توانسته است شاخص خسارت پارک و انگ را به‌طور

چشمگیری کاهش دهد (به‌طور متوسط ۷۶ درصد) و عملکرد بهتری نسبت به سایر کنترلرها داشته است.

۲. بررسی سایر معیارهای ارزیابی برای سازه سه طبقه نشان می‌دهد این کنترلر در معیارهای بیشینه جابه‌جایی نسبی طبقات (J_1)، بیشینه برش پایه (J_3)، بیشینه شکل‌پذیری اعضا (J_7)، انرژی جذب شده (J_8) و تعداد مفصل‌های پلاستیک (J_9) نیز عملکرد مناسبی داشته است؛ به‌عنوان مثال بیشینه جابه‌جایی نسبی طبقات را به میزان ۴۸ درصد و بیشینه برش پایه را ۵۶ درصد کاهش داده است ولی این کنترلر در معیار شتاب طبقات و نرم شتاب به‌خوبی عمل نکرده و شتاب سازه را افزایش داده است.

۳. نتایج گویای آن است که در کنترلر طراحی شده بر مبنای کمینه نمودن شاخص خسارت پارک و انگ، کاهش در بیشینه جابه‌جایی نسبی طبقات در سازه سه طبقه ۴۸ درصد بوده است در حالی که خسارت سازه ۷۶٪ کاهش داشته است. از این مطلب می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از جابه‌جایی نسبی طبقات به‌عنوان شاخص خسارت کافی نبوده است و باید از شاخص‌های مناسب‌تری مانند شاخص خسارت پارک و انگ استفاده نمود.

مراجع

1. Kobori, T., and Minai, R., "Analysis of structural control systems: study on response-controlled structure 1", Trans. AIJ 66, pp. 257-260, (1960).
2. Kobori, T., "Quake resistant and nonlinear problems of structural vibration to violent earthquake", *J. Kyoto University Disaster Prevention Laboratory*, 5th Anniversary Edition, pp. 116-124, (1956).
3. Kobori, T., and Minai, R., "Analysis of structural control systems: study on response-controlled structures 2", Trans. AIJ 66, pp. 253-256, (1960).
4. Abdel-Rohman, M., and Leipholz, H. H., "General approach to active structural control", *Journal of the Engineering Mechanics Division*, Vol. 105, pp. 1007-1023, (1979).

5. Abdel-Rohman, M., and Leipholz, H. H., "Automatic active Control of structures", *Journal of the Structural Division*, Vol. 106, pp. 663-677, (1980).
6. Abdel-Rohman, M., and Leipholz, H. H., "Stochastic control of structures", *Journal of the Structural Division*, Vol. 107, pp. 1313-1325, (1981).
7. Zuk, W., "The past and future of structural control systems", *Structural Control*, pp. 779-794, (1980).
8. Soong, T. T., "Active structural control: Theory and Practice", John Wiley and Sons, (1990).
9. Nordel, W. J., "Active systems for elastic-resistant structures", Naval Civil engineering Laboratory, (1969).
10. Yao, J. T. P., "Concept of structural Control", *Journal of Structural Division*, Vol. 98, pp. 1567-1574, (1972).
11. Nikzad, K., Ghaboussi, J., and Stanley, L. P., "Actuator Dynamics and delay compensation using neurocontrollers", *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 122, pp. 966-975, (1996).
12. Ghaboussi, J., and Joghataie, A., "Active Control of structures using Neural networks", *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 121, No. 4, pp. 555-567, (1995).
13. Bani-Hani, K., and Ghaboussi, J., "Neural Networks for Structural Control of a Benchmark Problem, Active Tendon System", *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 27, pp. 1225-1245, (1998).
14. Chen, H. M., Tsai, K. H., Qi, G. Z., Yang, J. C. S., and Amini, F., "Neural Network For sStructure Control", *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 9, No. 2, pp. 168-176, (1995).
15. Adeli, H., "Neural Networks in Civil Engineering: 1989-2000", *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 16, pp. 126-142, (2001).
16. Sahoo, B., and Maity, D., "Damage Assesment of structure using hybrid neuro-genetic algorithm", *Applied Soft Computing*, Vol. 7, pp. 89-104, (2007).
17. Jiang, X., and Adeli, H., "Neuro-Genetic Algorithm for nonlinear active control of structures", *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, Vol. 75, pp. 770-786, (2008).
18. Kim, D.H., Seo, S. N., Lee, I. W., "Optimal Neurocontroller for nonlinear Benchmark Structure", *Journal Of Engineering Mechanics*, Vol. 130, No. 4, pp. 424-429, (2004).
19. Ohtori, Y., Christenson, R. E., Spencer, B. F. J., and Dyke, S. J., "Benchmark Control problem for seismically excited nonlinear building", *Journal of Eng. Mech.*, Vol. 130, No. 4, pp. 366-385, (2004).
20. Dyke, S. J., Yi, F., and Carlson, J. D., "Application of magnetorheological dampers to seismically excited structures", in Proc., *Int. Modal Anal. Conf.*, Bethel, Conn, (1999).
21. Spencer, B. F., Dyke, S. J., Sain, M. K., and Carlson, J. D., "Phenomenological model of magnetorheological damper", *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, Vol. 123, No. 3, pp. 230-238, (1997).

22. Park, Y. J., and Ang, A. H.-S., "Mechanistic seismic Damage Model for reinforced Concrete", *ASCE Journal of Structure Engineering*, Vol. 111, No. 4, pp. 722-739, 1985.

۲۳. کرم‌الدین، عباس، "کنترل خسارت سازه‌ها به‌کمک الگوریتم ژنتیک- فازی"، دانشگاه فردوسی، مشهد، (۱۳۸۸).