

میراگر جرمی هماهنگ شده بهینه در سازه غیرخطی تحت اثر زلزله‌های مختلف

کاظم شاکری*، محتشم محبی و قربان علیزاده
دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی

(دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۱۰/۰۴ - دریافت نسخه نهایی: ۱۳۹۳/۰۷/۰۶)

چکیده - از آنجایی که جهت طراحی بهینه میراگر جرمی هماهنگ شده در سازه‌های غیرخطی تحت اثر زلزله روابط ریاضی مشخصی وجود ندارد؛ استفاده از روش‌های بهینه‌سازی عددی در سال‌های اخیر رواج یافته است. در روش‌های عددی، بهینه‌سازی پارامترهای میراگر تحت اثر یک زلزله مشخص صورت می‌گیرد و با تغییر مشخصات زلزله ورودی، کارایی میراگر تغییر می‌کند. برای رفع این مشکل، در این مقاله با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی روش جدیدی ارائه گردیده که در آن اثرات هفت زلزله سازگار با شرایط زمین‌ساختی منطقه در بهینه‌سازی پارامترهای میراگر همزمان لحاظ می‌شود. روش پیشنهادی در یک سازه نمونه به کار رفته و نتایج حاکی از موفقیت آن در کاهش متوسط ماکزیمم پاسخ حاصل از هفت زلزله است.

واژگان کلیدی: میراگر جرمی هماهنگ شده، تحلیل دینامیکی غیرخطی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک.

Optimal Tuned Mass Damper for Nonlinear Structure under Different Earthquakes

K. Shakeri^{*}, M. Mohebbi¹ and G. Alizadeh

Faculty of Engineering, University of Mohaghegh Ardabili

Abstract: *Since there is no closed-form formula for designing TMD (Tuned Mass Damper) for nonlinear structures, some researchers have proposed numerical optimization procedures such as a genetic algorithm to obtain the optimal values of TMD parameters for nonlinear structures. These methods are based on determining the optimal values of TMD parameters to minimize the maximum response (e.g. inter story drift) of the controlled structure subjected to a specific earthquake record. Therefore, the performance of TMD that has been designed using a specific record strongly depends on the characteristics of the earthquake record. By changing the characteristics of the input earthquake record, the efficiency of TMD is changed and in some cases, it is possible that the response of the controlled structure is increased. To overcome the shortcomings of the previous researches, in this paper, an efficient method for designing optimal TMD on nonlinear structures is proposed, in which the effect of different ground motion records is considered in the design procedure. In the proposed method, the optimal value of the TMD parameters are determined so that the average maximum response (e.g. inter story drift) resulting from different records in the controlled structure is minimized. To illustrate the procedure of the propose method, the method is used to design optimal TMD for a sample structure. The results of numerical simulations show that the average maximum response of controlled structure resulting from different records is reduced significantly. Hence, it can be concluded that the proposed method for designing optimal TMD under different earthquakes is effective.*

Keywords: *Tuned Mass Damper (TMD), nonlinear dynamic analysis, genetic algorithm, optimization.*

*: مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: shakeri@uma.ac.ir

فهرست علائم

تعداد پارامتر میرایی میراگر	n_c	تعداد جمعیت اولیه میراگرها	Pop
تعداد کل سری مشخصات میراگر جرمی جهت آموزش	N	تعداد نسل در الگوریتم ژنتیک	I
ماتریس آزمون ورودی جهت تست شبکه عصبی	$Pt_{3,R}$	زمان مورد نیاز جهت تحلیل تحت اثر یک زلزله (s)	t
ماتریس آزمون خروجی جهت تست شبکه عصبی	$Qt_{S,R}$	جرم مؤثر مود اول ($kg\ s^2/m$)	M_1
تعداد کل سری مشخصات میراگر جرمی جهت آزمون	R	ماتریس جرم	M
ماتریس خروجی حاصل از تقریب شبکه عصبی	$H_{S,R}$	شماره طبقه، تعداد کل طبقه و تابع هدف (cm)	S, i و F
حداکثر جابه‌جایی نسبی طبقه i تحت اثر زلزله j (cm)	$D_{i,j}$	جرم میراگر جرمی ($kg\ s^2/m$)	M_{TMD}
جابه‌جایی نسبی طبقه i در سازه کنترل شده تحت اثر زلزله la22 (cm)	$D_{i,la22}$	سختی میراگر جرمی (kg/m)	K_{TMD}
علائم یونانی		میرایی میراگر جرمی ($kg\ s/m$)	C_{TMD}
شکل مود اول	φ_1	ماتریس ورودی آموزش شبکه عصبی	$P_{3,N}$
نسبت جرمی میراگر جرمی	μ	ماتریس خروجی جهت آموزش شبکه عصبی	$Q_{S,N}$
درصد میرایی سازه	β	فرکانس طبیعی سازه (rad/s)	ω_0
ماتریس شکل مودی	φ	شماره زلزله	j
نسبت فرکانسی بهینه	f	تعداد پارامتر جرم میراگر	n_m
درصد میرایی بهینه	ξ	تعداد پارامتر سختی میراگر	n_k

۱- مقدمه

سیستم میراگر جرمی هماهنگ شده^۱ از ابزار پیشرفته کنترل غیرفعال سازه‌ها است که بدون نیاز به منبع انرژی خارجی، با جذب و استهلاک قسمتی از انرژی ارتعاشی ورودی به سازه، منجر به کاهش پاسخ ارتعاشی سازه‌ها و تأمین شرایط ایمن و پایدار در سازه‌ها می‌گردد. ساختار این میراگر متشکل از سه پارامتر اصلی جرم، سختی و میراگر ویسکوز است و عملکرد آن تحت نیروی جانبی ناشی از زلزله تا حد زیادی به ویژگی‌های حرکت زمین وابسته است.

ایده اصلی استفاده از میراگرهای جرمی هماهنگ شده جهت کنترل پاسخ سازه‌ها مربوط به مطالعات فراهم در سال ۱۹۰۹ است. وی برای اولین بار استفاده از ضربه‌گیر ارتعاشات

مکانیکی را جهت کنترل حرکت غلتشی کشتی‌ها مورد مطالعه قرار داد [۱]. از آنجایی که عملکرد میراگرهای جرمی هماهنگ شده در کاهش پاسخ سازه‌ها وابسته به پارامترهای اصلی آن شامل جرم، فنر و میراگر است لذا روش‌های مختلفی برای تعیین مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی هماهنگ شده پیشنهاد شده است؛ که در ادامه به طور مختصر به آنها اشاره می‌شود. در سال ۱۹۵۶ دن‌هارتوگ با مطالعه معادلات ریاضی حاکم بر رفتار میراگرهای جرمی در سازه‌های خطی، روابطی را جهت انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای این نوع میراگرها در سازه‌های خطی فاقد میرایی تحت اثر تحریک هارمونیک ارائه نمود [۲]. واربورتون در سال ۱۹۸۲ برای تعیین مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی در سازه‌های فاقد میرایی تحت اثر

بارگذاری سینوسی و اغتشاش سفید روشی را براساس معیار حداقل کردن جذر مجموع مربعات جابه‌جایی‌ها ارائه نمود [۳]. ویلاورد در سال ۱۹۸۵ و ویلاورد و کویاما در سال ۱۹۹۳ طرح بهینه‌سازی میراگرهای جرمی هماهنگ شده در سازه‌های خطی دارای میرائی را مورد مطالعه قرار دادند. براساس مطالعات این محققین بهترین عملکرد میراگر جرمی در سازه‌های خطی دارای میرائی زمانی رخ می‌دهد که دو مود اول ارتعاشی سازه مجهز به میراگر جرمی، دارای نسبت میرایی تقریباً یکسان و برابر با میانگین نسبت میرایی سازه و میراگر باشد [۴ و ۵]. در سال ۱۹۹۸، هادی و آرفیادی برای طراحی بهینه پارامترهای میراگر جرمی در سازه‌های خطی دارای میرائی یک روند طراحی ارائه نمودند. در روند پیشنهادی آنها پارامترهای میراگر جرمی با استفاده از الگوریتم بهینه‌یابی ژنتیک به‌گونه‌ای تعیین می‌شوند که نرم H2 پاسخ سازه تحت ارتعاش اغتشاش سفید حداقل گردد [۶].

در خصوص بررسی کارائی میراگرهای جرمی در سازه‌های غیرخطی، در سال ۱۹۸۱ کی‌نیا و همکاران یک بررسی مقدماتی بر روی سازه‌های یک درجه آزادی با رفتار الاستوپلاستیک انجام دادند که نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده کاهش اندکی در حداکثر جابه‌جایی سازه‌ها بود [۷]. برنال در سال ۱۹۹۶ رفتار سازه‌های یک درجه آزادی غیرارتجاعی مجهز به میراگر جرمی را مورد بررسی قرار داده و به این نتیجه رسید که کاهش در حداکثر جابه‌جایی سازه با افزایش شدت رفتار غیرارتجاعی سازه کاهش می‌یابد [۸]. ساتو بریتو و رویز در سال ۱۹۹۹ تأثیر میراگر جرمی در یک ساختمان ۲۲ طبقه بتنی تحت اثر حرکت‌های شدید و متوسط زمین را مورد بررسی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که میراگر جرمی می‌تواند در کاهش تغییر مکان‌های جانبی سازه تحت زلزله‌های متوسط مؤثر باشد، اما عملکرد آن در زلزله‌های شدید به مقدار زیادی کاهش می‌یابد [۹].

از آنجایی که روابط ریاضی پیشنهادی موجود جهت طراحی میراگرهای جرمی بر پایه رفتار خطی سازه‌ها است و استفاده از این روابط در سازه‌های غیرخطی نمی‌تواند خیلی مؤثر باشد، لذا

روش‌های عددی در مهندسی، سال ۳۴، شماره ۱، تابستان ۱۳۹۴

در سال‌های اخیر برخی از محققین به‌منظور بهبود کارائی میراگرهای جرمی در کاهش پاسخ سازه‌های غیرخطی به‌جای استفاده از روابط ریاضی پیشنهادی بر پایه رفتار دینامیکی خطی سازه‌ها از روش‌های بهینه‌سازی عددی مانند الگوریتم ژنتیک جهت طراحی و تعیین مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی در سازه‌های غیرخطی استفاده نموده‌اند [۱۰ و ۱۱]. اما از آنجایی که روش‌های بهینه‌سازی عددی مانند الگوریتم ژنتیک نیازمند اجرای متعدد تکراری بوده و زمان‌بر هستند، اکثر تحقیقات صورت گرفته در خصوص بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی با استفاده از روش‌های عددی بر روی مدل‌های ساده قاب برشی تحت اثر یک زلزله مشخص است. لذا مقادیر بهینه‌ی حاصل برای پارامترهای میراگر کاملاً وابسته به مشخصات زلزله ورودی بوده و با تغییر مشخصات زلزله، مقادیر بهینه نیز تغییر می‌کند. به‌منظور حل این مشکل در این مقاله روشی ارائه شده است که در آن اثرات هفت رکورد زلزله سازگار با شرایط زمین‌ساختی محل ساخت سازه، به‌صورت همزمان در بهینه‌سازی پارامترهای میراگر لحاظ می‌شوند. در ضمن به‌جای استفاده از مدل ساده قاب برشی از مدل کامل اجزای محدود با المان‌های تیر و ستون استفاده شده است. بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک صورت گرفته و به‌منظور کاهش حجم محاسبات در این تحقیق از روش شبکه عصبی استفاده شده است. در بخش‌های بعدی ابتدا ابزارهای مورد استفاده در روش پیشنهادی یعنی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی معرفی گردیده و سپس روش پیشنهادی ارائه شده و کاربرد آن بر روی یک سازه نمونه نشان داده شده است.

۲- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یک روش عددی با جستجوی تصادفی جهت حل مسائل بهینه‌سازی است که از الگوهای رفتاری زیستی مانند وراثت و جهش در نسل‌ها الهام گرفته شده است. نخستین بار واژه الگوریتم ژنتیک، توسط بگلی در سال ۱۹۶۷ مطرح شد که در آن از یک سری رشته‌های ریاضی در مبنای

دوتایی استفاده شده بود [۱۲] و نخستین کاربرد الگوریتم ژنتیک در حل مسائل بهینه‌سازی در سال ۱۹۸۶ توسط گلدبرگ صورت گرفت [۱۳].

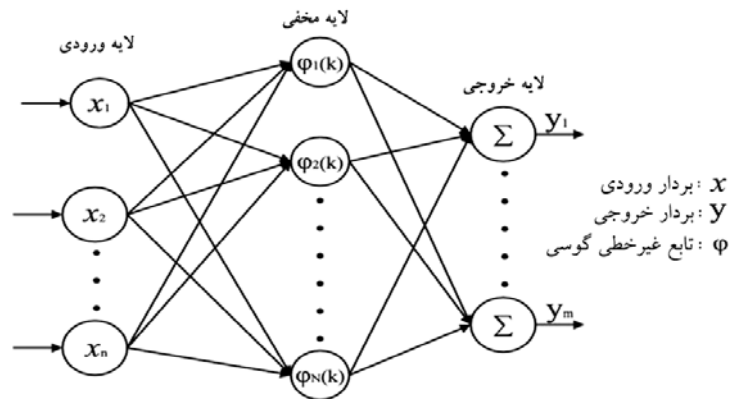
در حل یک مسأله بهینه‌سازی توسط این الگوریتم، بردار متشکل از متغیرهای مؤثر در مقدار تابع هدف (بردار طراحی) به صورت یک کروموزوم در نظر گرفته می‌شود و متغیرهای مسأله به عنوان ژن‌های آن کروموزوم فرض می‌گردد. مقدار تابع هدف برای هر بردار طراحی نشانگر شایستگی^۲ آن کروموزوم است. الگوریتم ژنتیک با تعدادی از بردارهای طراحی (کروموزوم‌ها) شروع شده و با تولید نسل‌های متوالی از کروموزوم‌ها تحت عملگرهای مشخصی ادامه پیدا می‌کند تا اینکه به شایسته‌ترین کروموزوم (بردار طراحی بهینه) برسد. در یک الگوریتم ژنتیک چهار گام اساسی وجود دارد که عبارتند از: ۱- تولید جمعیت اولیه^۳ (کروموزوم‌ها) ۲- ارزیابی شایستگی هر عضو (کروموزوم) از جمعیت ۳- انتخاب شایسته‌ترین اعضا ۴- اعمال عملگرهای پیوند^۴، جهش^۵ و تکثیر^۶ جهت تولید نسل‌های (جمعیت) بعدی. جمعیت اولیه معمولاً به صورت تصادفی انتخاب می‌گردد و گام‌های دوم تا چهارم تا رسیدن به شایسته‌ترین کروموزوم تکرار می‌شود. اگر در فرآیند جستجو، تعداد جمعیت انتخابی کم باشد، جستجوی فضای طراحی محدود شده و ممکن است هرگز پاسخ بهینه کلی به دست نیاید، از طرف دیگر هرچه جمعیت بزرگتر انتخاب شود حجم محاسبات بالا رفته و بالطبع زمان بهینه‌سازی افزایش می‌یابد. عامل مهم دیگر در اجرای مناسب الگوریتم ژنتیک، معیار همگرایی^۷ است. در تکنیک الگوریتم ژنتیک شایستگی اعضای هر نسل^۸ از نسل پیشین بهتر شده و پس از گذشت چندین نسل بسته به نحوه انتخاب عملگرها و نیز متغیرهای مسأله، شایستگی اعضا به شایستگی بهترین فرد آن نسل نزدیک می‌شود؛ لذا وجود معیاری برای خاتمه دادن به فرآیند جستجو ضروری است. یکی از معیارهای موجود این است که جستجو تا آنجا پیش رود که در تعداد مشخصی از نسل‌های پیاپی بهبودی در شایستگی مناسب‌ترین عضو (بردار طرح) به وجود نیاید [۱۴].

۳- شبکه عصبی

شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم عملی در آموزش ماشین‌های محاسباتی است. در این سیستم با ایجاد شبکه‌ای از اطلاعات از رفتار یک پدیده و پردازش داده‌ها می‌توان به پیش‌بینی رفتار آن پدیده در شرایط پیچیده متفاوت پرداخت. سیستم داده‌پردازی مورد استفاده در آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی الهام گرفته از سیستم عصبی زیستی جانوران است. شبکه‌های عصبی زیستی متشکل از مجموعه پیچیده‌ای از عناصر پردازشی متصل به هم به نام نرون هستند که در امر آموزش سیستم دخیل بوده و در حل یک مسأله هماهنگ با یکدیگر عمل می‌کنند. اطلاعات در یک شبکه عصبی زیستی از طریق سیناپس‌ها^۹ (ارتباطات الکترومغناطیسی) بین این عناصر پردازشی منتقل می‌شود.

ایده استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در دهه ۴۰ قرن بیستم آغاز شد زمانی که وارن مک کلوج و والتر پیترز نشان دادند که شبکه‌های عصبی قادر به محاسبه هر تابع حسابی و منطقی هستند [۱۵].

یک شبکه عصبی مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی زیستی متشکل از تعداد دلخواهی گره یا نرون است که مجموعه داده‌های ورودی را به خروجی ربط می‌دهند. نرون کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه عصبی را تشکیل می‌دهد. شبکه‌های عصبی مصنوعی باید دارای ورودی‌هایی باشند که در نقش سیناپس انجام وظیفه کنند لذا نرون مصنوعی به گونه‌ای طراحی می‌شود که خواص اساسی یک نرون بیولوژیکی را داشته باشد. هر نرون یک مجموعه ورودی دارد که در واقع خروجی‌های تولید شده یک نرون دیگر است. تک تک این ورودی‌ها در یک ضریب وزنی ضرب می‌شوند تا قدرت سیگنال را تعیین کنند؛ سپس براساس یک عملگر ریاضی در فعال شدن یا نشدن یک نرون تصمیم‌گیری شده و میزان خروجی مشخص می‌شود [۱۶]. در شبکه عصبی زیستی واقعی، ورودی‌ها سیگنال‌های زمانی هستند درحالی‌که در شبکه عصبی مصنوعی، ورودی‌ها



شکل ۱- ساختار شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی

اعداد حقیقی هستند.

مقایسه‌ای بین بردار خروجی موجود و بردار هدف انجام نمی‌گیرد. در آموزش نظارت شده که با استفاده از مجموعه‌ای از زوج بردارهای نمونه صورت می‌گیرد، به هر بردار ورودی یک بردار خروجی مشخص نسبت داده می‌شود و بردارهای خروجی با بردارهای هدف مقایسه می‌شوند. این بردارها به نام جفت‌های آموزش شناخته می‌شوند و به اتفاق، مجموعه آموزشی را تشکیل می‌دهند. شبکه با استفاده از بردارهای ورودی، خروجی‌ها را محاسبه کرده و با بردارهای هدف متناظر مقایسه نموده و با سرشکن شدن خطای حاصله در خود شبکه، مرحله آموزش تکمیل می‌شود [۱۷]. با توجه به سادگی روش آموزش نظارت شده در این تحقیق از این روش استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی، کارایی بسیار بالایی در تخمین و تقریب توابع ریاضی گوناگون نظیر توابع با مقادیر حقیقی، توابع با مقادیر گسسته و توابع با مقادیر برداری از خود نشان داده‌اند. در سال‌های اخیر شبکه‌های مصنوعی متفاوتی در زمینه‌های مختلف علوم توسعه یافته‌اند و در زمینه مهندسی سازه نیز شبکه‌هایی چون انتشاربرگشتی^{۱۰} و انتشارمقابل^{۱۱} در خصوص تحلیل، طراحی و بهینه‌سازی سازه‌ها به کار برده شده‌اند. در این تحقیق، از یک شبکه عصبی قدرتمند جدید تحت عنوان شبکه عصبی مصنوعی تابع بنیادی شعاعی^{۱۲} استفاده شده است که اخیراً کاربرد بسیار زیادی در علوم مختلف داشته است.

۴- روش پیشنهادی

از آنجایی که برای بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی در سازه‌های غیرخطی توابع ریاضی مشخصی وجود ندارد، بنابراین در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های بهینه‌سازی عددی جهت یافتن مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی در سازه‌های غیرخطی پیشنهاد شده است. یکی از کارآمدترین روش‌های بهینه‌سازی عددی، روش الگوریتم ژنتیک است. با این وجود استفاده از روش الگوریتم ژنتیک جهت یافتن مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی در سازه‌های غیرخطی، با توجه به زمان‌بر بودن تحلیل دینامیکی غیرخطی مدل‌های سازه‌ای کامل

شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی برای اولین بار توسط بروم‌هید و لاو به‌عنوان تابع تحریک نرون در طراحی شبکه‌های عصبی به‌کار برده شد [۱۷]. این شبکه از سه لایه تشکیل شده است. لایه ورودی که محل تزریق اطلاعات ورودی به شبکه است، لایه مخفی (میانی) که شامل تابع غیرخطی گوسی است و لایه خروجی که ترکیبی خطی از کلیه خروجی‌های لایه مخفی است [۱۸]. در شکل (۱) ساختار کلی یک شبکه تابع بنیادی شعاعی نشان داده شده است.

آموزش این شبکه عصبی بر دو نوع آموزش نظارت شده (با معلم) و آموزش نظارت نشده (بدون معلم) استوار است. در آموزش نظارت نشده نیازی به بردار هدف نیست؛ از این رو

با المان‌های تیر و ستون و همچنین ماهیت روش الگوریتم ژنتیک که در هر مرحله نیاز به اجراهای متعدد (تحلیل دینامیکی غیرخطی) دارد، بسیار زمان‌بر و حتی در مواردی غیرممکن است. به‌گونه‌ای که در معدود تحقیقات انجام گرفته در خصوص استفاده از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی در سازه‌های غیرخطی، بررسی‌ها بر روی مدل ساده ساختمان برشی و تحت اثر یک زلزله مشخص صورت گرفته است [۱۰ و ۱۱]. در این روش‌ها بهینه‌سازی تحت اثر یک زلزله مشخص صورت می‌گیرد که با توجه به وابستگی شدید پاسخ‌های حاصل از تحلیل دینامیکی سازه‌های غیرخطی به محتوای فرکانسی زلزله وارده، پارامترهای میراگر جرمی بهینه شده در یک زلزله ممکن است تحت اثر زلزله‌های دیگر نه تنها باعث کاهش پاسخ‌ها نشده بلکه منجر به افزایش پاسخ‌ها نیز بشوند. البته وابستگی پاسخ‌های حاصل از تحلیل دینامیکی غیرخطی به زلزله ورودی یکی از مشکلات اساسی روش‌های تحلیل دینامیکی جهت تعیین نیاز لرزه‌ای سازه‌ها است که برای حل این مشکل و به‌منظور مقاصد طراحی، آیین‌نامه‌های طرح لرزه‌ای استفاده از متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله سازگار با شرایط زمین‌ساختی محل احداث سازه را پیشنهاد می‌کنند.

لذا در این مقاله با الهام از آیین‌نامه‌های طراحی لرزه‌ای پیشنهاد می‌شود که بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی نه براساس یک زلزله مشخص بلکه براساس متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت رکورد زلزله سازگار با شرایط زمین‌ساختی منطقه صورت بگیرد به‌گونه‌ای که متوسط پاسخ حاصل از هفت زلزله حداقل گردد. همان‌گونه که بیان گردید روش بهینه‌سازی عددی الگوریتم ژنتیک بسیار زمان‌بر بوده و نیاز به تحلیل‌های دینامیکی غیرخطی متعدد در طول فرآیند بهینه‌سازی دارد. حال در صورتی که بخواهیم این بهینه‌سازی براساس متوسط هفت زلزله صورت بگیرد، در هر گام از فرآیند بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک برای هر نسل از داده‌های ورودی به‌جای یک تحلیل دینامیکی غیرخطی باید هفت بار تحلیل دینامیکی غیرخطی

صورت گرفته و نتایج حاصل از متوسط هفت تحلیل مورد ارزیابی قرار گیرد. بنابراین بهینه‌سازی با این هدف عملاً بسیار زمان‌بر و غیرممکن است. برای روشن شدن موضوع به مثال زیر توجه شود.

اگر هدف یافتن مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی هماهنگ شده در یک قاب دوبعدی نه طبقه تحت اثر یک زلزله‌ی مشخص با استفاده از الگوریتم ژنتیک باشد؛ با توجه به اینکه پارامترهای جرم، سختی و میرایی میراگر جرمی به‌عنوان متغیرهای مسأله بهینه‌سازی هستند، لذا هر بردار با سه مؤلفه‌ی جرم، سختی و میرایی می‌تواند به‌عنوان یک عضو از جمعیت مورد مطالعه در الگوریتم ژنتیک باشد. در صورتی که تعداد جمعیت اولیه برای میراگرهای جرمی برابر $Pop=300$ ، تعداد نسل‌ها در الگوریتم ژنتیک $I=200$ و زمان لازم برای تحلیل تاریخیچه زمانی غیرخطی قاب دوبعدی نه طبقه مورد مطالعه تحت اثر یک رکورد زلزله حدود $t=3$ دقیقه فرض شود، زمان موردنیاز برای رسیدن به جواب بهینه از طریق الگوریتم ژنتیک برابر $Pop \times I \times t = 300 \times 200 \times 3 = 180000$ ثانیه یا به‌عبارتی ۱۲۵ روز خواهد بود، که این مقدار در صورتی که بخواهیم بهینه‌سازی طبق این مقاله براساس متوسط پاسخ حاصل از هفت زلزله باشد، هفت برابر می‌شود که معادل ۲/۵ سال خواهد بود. در این مقاله به‌منظور رفع این مشکل و دستیابی سریع به پاسخ حاصل از تحلیل‌های دینامیکی غیرخطی در طول فرآیند بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. با این روش زمان لازم برای بهینه‌سازی مثال اخیر براساس متوسط پاسخ حاصل از هفت زلزله از ۲/۵ سال به ۳ دقیقه کاهش می‌یابد. در این راستا لازم است ابتدا شبکه عصبی برای پیش‌بینی پاسخ سازه مورد مطالعه تحت اثر هر زلزله به‌صورت جداگانه آموزش داده شود.

در آموزش شبکه عصبی ابتدا یک دامنه بزرگ در محدوده تغییرات مقادیر جرم، سختی و میرایی میراگر جرمی انتخاب می‌شود به‌گونه‌ای که اکثر مقادیر قابل انتخاب برای پارامترهای میراگر جرمی در داخل این محدوده باشد و احتمال اینکه

$$C_{TMD} = 2\xi\omega_0 f M_{TMD} \quad (6)$$

در روابط اخیر، ω_0 فرکانس طبیعی سازه و سایر پارامترها همان پارامترهای مورد استفاده در روابط قبلی هستند.

پس از تعیین بازه تغییرات پارامترهای میراگرجرمی، جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی، زوج ماتریس‌های ورودی و خروجی به ترتیب به صورت $\mathbf{P}_{3,N}$ و $\mathbf{Q}_{S,N}$ تعریف می‌گردد که در آن S تعداد طبقات سازه است و N تعداد میراگرها با مشخصات متفاوت است که جهت آموزش شبکه عصبی از آنها استفاده می‌شود. $\mathbf{P}_{3,N}$ ماتریس ورودی است و دارای N ستون و سه سطر بوده که مشخصات جرم، سختی و میرایی هر یک از N میراگر در هر ستون آن قرار دارد و $\mathbf{Q}_{S,N}$ ماتریس خروجی است که دارای N ستون و S سطر است و در سطرهای هر ستون پاسخ‌های دقیق S طبقه حاصل از تحلیل دینامیکی غیرخطی سازه مجهز به هر یک از N میراگر تحت اثر زلزله قرار دارد. به‌عنوان مثال اگر تعداد پارامترهای جرم، سختی و میرایی را به ترتیب n_m ، n_k و n_c بنامیم، تعداد کل میراگرها با مشخصات متفاوت برابر $N = n_m n_k n_c$ خواهد بود.

علاوه بر ماتریس ورودی و خروجی $\mathbf{P}_{3,N}$ و $\mathbf{Q}_{S,N}$ که برای آموزش شبکه عصبی به کار می‌رود یک زوج ماتریس ورودی و خروجی نیز به‌عنوان ماتریس‌های آزمون $\mathbf{P}_{t,3,R}$ و $\mathbf{Q}_{t,S,R}$ تعریف می‌شوند. ماتریس ورودی آزمون $\mathbf{P}_{t,3,R}$ به‌صورت کاملاً تصادفی انتخاب شده و شامل ۳ سطر (پارامترهای جرم، سختی و میرایی) و R ستون است که در آن R تعداد آزمون‌ها و در حدود ۲۰٪ تعداد N است. پاسخ‌های تقریبی حاصل از شبکه عصبی آموزش داده شده برای هر بردار ورودی با مقادیر حاصل از تحلیل دینامیکی غیرخطی تحت اثر زلزله مورد نظر مقایسه می‌شود.

پس از آموزش شبکه عصبی، برای هر زلزله از الگوریتم ژنتیک تهیه شده در محیط برنامه نویسی متلب استفاده می‌شود؛ که از شبکه‌های عصبی آموزش‌یافته برای هر زلزله به‌عنوان تحلیل‌گر سریع پاسخ سازه مجهز به میراگر بهره می‌برد. تابع هدف در الگوریتم ژنتیک طبق رابطه (۷) تعیین می‌شود که در

مشخصات میراگرجرمی بهینه خارج از این محدوده باشد به حداقل برسد. بنابراین نخست دامنه‌ی تغییرات جرم میراگر تعیین می‌گردد. با توجه به اینکه استفاده از جرم‌های خیلی سنگین در میراگر جرمی به دلیل مسائل اجرایی ممکن نبوده و منجر به اثرات نامطلوب در رفتار سازه‌ها از جمله تشدید اثرات $P.\Delta$ و افزایش بار محوری در ستون‌ها می‌شود لذا در طرح میراگرها معمولاً مقدار جرم میراگر محدود به ۱۵٪ جرم مودی اول سازه می‌شود. بر این اساس در این تحقیق دامنه تغییرات جرم میراگر به ۱ تا ۱۵ درصد جرم مود اول سازه محدود می‌شود. جرم مود اول سازه (M_1) با استفاده از رابطه (۱) تعیین می‌شود:

$$M_1 = \boldsymbol{\varphi}_1^T \mathbf{M} \boldsymbol{\varphi}_1 \quad (1)$$

که در آن \mathbf{M} ماتریس جرم سازه و $\boldsymbol{\varphi}_1$ شکل مود اول است. در ادامه با استفاده از روابط (۲) و (۳) که توسط سادک و همکاران [۱۹] برای سازه‌های خطی ارائه شده است مقدار اولیه درصد میرایی بهینه (ξ) و نسبت فرکانسی بهینه f برای میراگرها با جرم‌های متناظر ۱٪ و ۱۵٪ جرم مود اول سازه محاسبه می‌شود:

$$f = \frac{1}{1+\mu} \left[1 - \beta \sqrt{\frac{\mu\phi}{1+\mu\phi}} \right] \quad (2)$$

$$\xi = \phi \left[\frac{\beta}{1+\mu} + \sqrt{\frac{\mu}{1+\mu}} \right] \quad (3)$$

که در روابط اخیر، ϕ ماتریس شکل مودی سازه، β درصد میرایی سازه و μ نسبت جرم میراگر جرمی به جرم مود اول سازه است. پس از برآورد مقدار اولیه درصد میرایی بهینه (ξ) و نسبت فرکانسی بهینه f ، در این مرحله با استفاده از روابط (۴) الی (۶) مقادیر پارامترهای جرم میراگر (M_{TMD})، سختی میراگر (K_{TMD}) و میرایی میراگرجرمی (C_{TMD}) در ابتدای بازه ($\mu = 1\%$) و انتهای بازه ($\mu = 15\%$) در سازه خطی محاسبه و در سازه غیرخطی این بازه به اندازه کافی بزرگتر از بازه تعیین شده در سازه خطی انتخاب می‌گردد:

$$M_{TMD} = \mu M_1 \quad (4)$$

$$K_{TMD} = \omega_0^2 f^2 M_{TMD} \quad (5)$$

مراحل متوالی الگوریتم ژنتیک مقادیر جرم، سختی و میرایی میراگر به گونه‌ای تعیین می‌شود که مقدار تابع هدف حداقل گردد:

$$F = \text{Max} \left[\frac{\sum_{j=1}^7 D_{ij}}{7} \right] \quad i = 1, \dots, S \quad (V)$$

که در آن F تابع هدف، D_{ij} حداکثر جابه‌جایی نسبی طبقه i ام تحت اثر زلزله j ام و S تعداد کل طبقات سازه مذکور است. در واقع براساس تابع هدف انتخابی سعی می‌شود ماکزیمم مقدار متوسط جابه‌جایی نسبی حاصل از هفت زلزله در بین طبقات یک سازه حداقل گردد. به‌منظور شفاف‌تر شدن روند کار، در ادامه مراحل اجرای روند پیشنهادی به‌صورت گام به گام آورده شده است.

۴-۱- مراحل اجرایی روند پیشنهادی به صورت گام به گام

گام ۱- ایجاد مدل سازه ای غیرخطی از سازه مورد مطالعه.
گام ۲- انتخاب ۷ رکورد زلزله سازگار با شرایط زمین‌ساختی سازه مورد مطالعه.

گام ۳- آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی پاسخ مجهز به میراگر تحت اثر هر یک از زلزله‌ها به‌صورت مجزا.

۳-۱- تعیین یک بازه‌ی مناسب برای دامنه تغییرات جرم میراگر. این بازه بین ۱ و حداکثر ۱۵ درصد جرم مودی اول سازه تعیین می‌شود.

۳-۲- تعیین یک بازه‌ی مناسب برای دامنه تغییرات سختی میراگر. این بازه با استفاده از روابط (۲) و (۵) و با فرض جرم میراگر برابر با ۱ و ۱۵ درصد جرم مودی اول تعیین می‌شود.

۳-۳- تعیین یک بازه‌ی مناسب برای دامنه تغییرات میرایی میراگر. این بازه با استفاده از روابط (۲)، (۳) و (۶) و با فرض جرم میراگر برابر با ۱ و ۱۵ درصد جرم مودی اول سازه تعیین می‌شود.

۳-۴- با توجه به اینکه بازه‌های تعیین شده در گام‌های ۳-۲ و ۳-۳ براساس روابط موجود برای سازه‌های خطی تعیین شده‌اند، این بازه‌ها برای سازه غیرخطی به اندازه کافی بزرگتر از بازه‌های محاسبه شده در گام‌های ۳-۲ و ۳-۳ در نظر

گرفته می‌شوند.

۳-۵- انتخاب تعداد n_m جرم، n_k سختی و n_c میرایی در محدوده‌ی بازه‌های تعیین شده برای جرم، سختی و میرایی در گام قبلی و به‌دست آوردن $N = n_m n_k n_c$ حالت مختلف برای میراگر جرمی هماهنگ شده.

۳-۶- تحلیل دینامیکی غیرخطی مدل سازه‌ای مجهز به میراگر جرمی در هر یک از N حالت گام قبلی تحت اثر هر یک از زلزله‌های هفت‌گانه.

۳-۷- مقادیر جرم، سختی و میرایی در هر یک از N حالت مختلف برای میراگر در گام ۳-۵ به صورت یک ماتریس ورودی $P_{3,N}$ لحاظ شده و پاسخ‌های (جابه‌جایی نسبی طبقات) حاصل از تحلیل دینامیکی غیرخطی سازه مجهز به هر یک از N میراگر به صورت یک ماتریس خروجی $Q_{S,N}$ در نظر گرفته می‌شود (S تعداد طبقات سازه). با استفاده از N بردار ورودی و N بردار خروجی و با روش تابع بنیادی شعاعی، به آموزش شبکه عصبی برای هر زلزله پرداخته می‌شود.

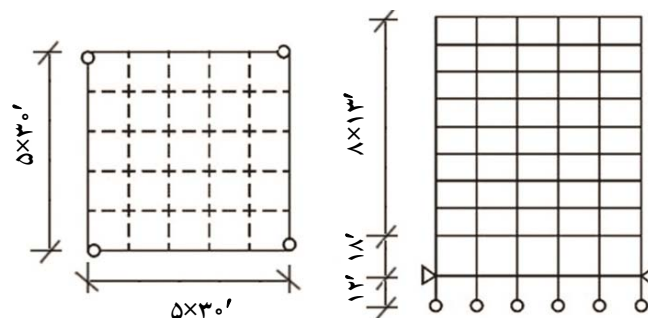
۳-۸- تست شبکه عصبی برای هر زلزله و اطمینان از دقت مناسب نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه آموزش یافته.

گام ۴- اجرای الگوریتم ژنتیک با استفاده از شبکه‌های عصبی آموزش داده شده برای بهینه‌یابی پارامترهای میراگر جرمی هماهنگ شده براساس تابع هدف تعریف شده در رابطه (۷).

۵- مثال عددی

۵-۱- سازه مورد مطالعه

سازه مورد مطالعه در این مقاله، قاب دو بعدی ساختمان ۹ طبقه با سیستم قاب خمشی مقاوم فولادی پیرامونی است که توسط مهندسی مشاور جهت فاز دوم پروژه تحقیقاتی گروه SAC طراحی شده و تحت عنوان SAC9 در این مقاله از آن یاد می‌شود [۲۰]. در طراحی این سازه ملزومات لرزه‌ای آیین نامه UBC1994 برای منطقه لس‌آنجلس رعایت شده است. ابعاد پلان و



شکل ۲- ابعاد پلان و مشخصات قاب خمشی پیرامونی قاب مورد مطالعه به نقل از مرجع شماره [۲۰]

جدول ۱- دوره تناوب مودهای قاب مورد مطالعه

مود	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
دوره تناوب	۲/۳۲۲	۰/۸۷۱	۰/۴۹۹	۰/۳۲۸	۰/۲۳۷	۰/۱۷۶	۰/۱۴۳	۰/۱۱۹	۰/۰۹۷

جدول ۲- شکل مود اول قاب مورد مطالعه

طبقه	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
شکل مود اول	۰/۱۵۸	۰/۲۷۱	۰/۳۸۵	۰/۵۰۲	۰/۶۱۳	۰/۷۱۷	۰/۸۲۲	۰/۹۲۳	۱

انتگرال گیری در طول المان‌ها است و میرایی سازه به صورت میرایی رابلی با نسبت میرایی برابر ۲٪ در نظر گرفته شده است. دوره تناوب مودهای مختلف و شکل مود اول قاب مورد مطالعه به ترتیب در جداول ۱ و ۲ ارائه شده است. در ضمن جرم مودی اول آن برابر $(kg\ s^2/m)$ ۳۷۸۰۸۲ است.

۲-۵- زلزله‌های مورد مطالعه

بر اساس آیین‌نامه‌های طراحی و بهسازی لرزه‌ای سازه‌ها، شتاب‌نگاشت‌های مورد استفاده جهت تعیین اثر حرکات زمین باید تا حد امکان نمایانگر حرکت واقعی زمین در محل احداث سازه، در هنگام وقوع زلزله باشند [۲۲ و ۲۳]. با توجه به اینکه سازه مذکور (SAC9) برای شهر لس‌آنجلس طراحی شده است، لذا هفت زلزله مورد مطالعه در این مقاله به صورت تصادفی از بین مجموعه رکورد‌های مقیاس شده توسط گروه SAC که برای سازه‌های واقع در شهر لس‌آنجلس با احتمال وقوع ۲٪ در ۵۰ سال ارائه شده است [۲۴]، انتخاب گردیده‌اند. مشخصات

مشخصات قاب خمشی پیرامونی در شکل (۲) نشان داده شده است. جرم سقف اول برابر با $(kg\ s^2/m)$ ۱۰۲۷۴۶، جرم سقف‌های دوم الی نهم برابر با $(kg\ s^2/m)$ ۱۰۰۹۹۰ و جرم سقف آخر برابر $(kg\ s^2/m)$ ۱۰۸۷۸۸ است. از آنجایی که در هر جهت از دو قاب مقاوم خمشی پیرامونی استفاده شده است لذا در مدل کردن هر یک از قاب‌های خمشی فقط نصف جرم لرزه‌ای مذکور لحاظ شده است. جهت کسب اطلاعات بیشتر به مرجع شماره [۲۰] مراجعه شود.

جهت مدل‌سازی سازه مذکور از نرم افزار OpenSees استفاده شده است [۲۱]. برای مدل‌سازی رفتار خمشی اعضا، مقطع تیرها و ستون‌ها به صورت فایبر و مصالح مورد استفاده به صورت تک‌محوری تعریف شده است. در مدل‌سازی رفتار غیرخطی فولاد از مدل دوخطی الاستوپلاستیک (Steel01) با شیب ثانویه ۰/۰۲ شیب اولیه نمودار تنش- کرنش استفاده شده است. نحوه تخصیص نقاط انتگرال‌گیری به صورت دو نقطه اجباری انتگرال‌گیری در ابتدا و انتهای عضو و تعداد ۵ نقطه

جدول ۳- مشخصات زلزله‌های انتخابی

رکورد زلزله	توضیحات زلزله	شدت زلزله	فاصله (کیلومتر)	ضریب مقیاس	تعداد نقاط	گام زمانی (ثانیه)	ماکزیمم شتاب زلزله (g)
La21	fn 1995 Kobe	۶/۹	۳/۴	۱/۱۵	۳۰۰۰	۰/۰۲	۱/۲۸
La22	fp 1995 Kobe	۶/۹	۳/۴	۱/۱۵	۳۰۰۰	۰/۰۲	۰/۹۲
La25	fn 1994 Northridge	۶/۷	۷/۵	۱/۲۹	۲۹۹۰	۰/۰۰۵	۰/۸۷
La28	fp 1994 Northridge	۶/۷	۶/۴	۶۱/۱	۳۰۰۰	۰/۰۲	۱/۳۳
La31	fp Elysian park (simulated)	۷/۱	۱۷/۵	۱/۴۳	۳۰۰۰	۰/۰۱	۱/۳
La33	fn Elysian park (simulated)	۷/۱	۱۰/۷	۰/۹۳	۳۰۰۰	۰/۰۱	۰/۷۸
La34	fp Elysian park (simulated)	۷/۱	۱۰/۷	۰/۹۷	۳۰۰۰	۰/۰۱	۶۰/۸

جدول ۴- بازه پارامترهای میراگر جرمی جهت آموزش شبکه عصبی

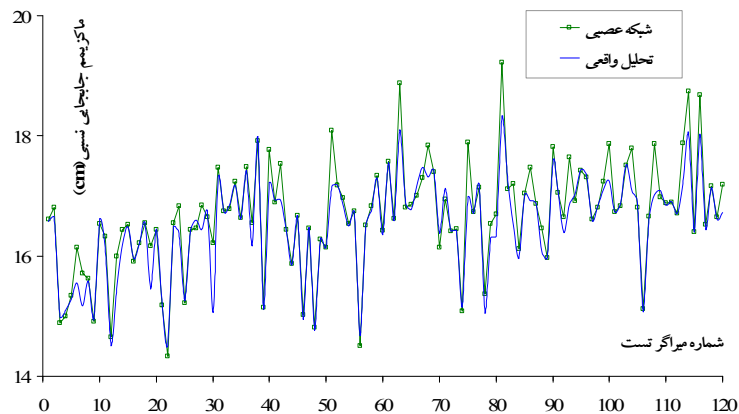
C_{TMD} (Kg.s/m)	K_{TMD} (Kg/m)	M_{TMD} (Kg.s ² /m)	
۳۲۸۸ ~ ۱۳۰۸۱۳	۲۶۸۱۰ ~ ۲۸۱۰۸۸	۳۷۸۱ ~ ۵۶۷۱۲	بازه دامنه تغییرات پارامترهای میراگر با فرض نسبت جرمی $\mu = ۱/۱۵$ و $۱/۱$
۱۰۰۰ ~ ۱۰۰۰۰۰۰	۸۰۰۰ ~ ۱۰۰۰۰۰۰	۳۰۰۰ ~ ۵۷۰۰۰	بازه انتخابی جهت آموزش شبکه عصبی در حالت غیرخطی

زلزله‌های انتخابی در جدول ۳ ارائه شده است.

$n_k = 9$ و $n_c = 10$) به دست می‌آید. تعداد داده‌های مربوط به هر پارامتر با توجه به بزرگی بازه مربوط به آن پارامتر تعیین می‌شود.

در این مرحله با استفاده از ماتریس‌های ورودی و خروجی لحاظ شده در هر زلزله و با به‌کارگیری تکنیک شبکه عصبی تابع بنیادی شعاعی موجود در جعبه ابزار نرم افزار متلب، برای هر زلزله یک شبکه عصبی مجزا آموزش داده می‌شود. لازم به ذکر است که پراکندگی مجموعه اطلاعات ورودی انتخاب شده و تعداد آن رابطه مستقیم با افزایش دقت شبکه عصبی آموزش یافته داشته و از طرفی به دلیل اینکه سازه مجهز به این میراگرها نخست باید تحلیل دینامیکی غیرخطی گردد لذا با افزایش تعداد آنها نیاز به زمان زیادی برای تحلیل اولیه خواهد بود؛ اما با توجه به اینکه این تحلیل فقط یکبار در اول تحقیق جهت آموزش شبکه عصبی انجام می‌گردد و شبکه عصبی

۳-۵- آموزش شبکه‌های عصبی و استفاده از آن در الگوریتم ژنتیک هنگام آموزش شبکه عصبی جهت استفاده به‌عنوان تحلیل‌گر سریع ابتدا بازه دامنه تغییرات پارامترهای میراگر جرمی با استفاده از روابط (۲) تا (۶) و توضیحات ارائه شده در بخش ۴ مطابق جدول ۴ محاسبه می‌شود. سپس ماتریس ورودی $P_{3,N}$ و ماتریس خروجی متناظر آن $Q_{9,N}$ تشکیل می‌گردد. لازم به ذکر است که سه سطر ماتریس ورودی $P_{3,N}$ نشانگر سه پارامتر جرم، سختی و میرایی بوده و نه سطر ماتریس خروجی متناظر آن $Q_{9,N}$ معرف جابه‌جایی نسبی هر طبقه است و N در هر دو ماتریس نشانگر تعداد میراگرهای جرمی انتخاب شده با مشخصات متفاوت است. مقدار $N = n_m n_k n_c = 630$ از حاصلضرب تعداد پارامترهای جرم، سختی و میرایی ($n_m = 7$ ،



شکل ۳- دقت شبکه عصبی آموزش یافته برای زلزله La22

(با توجه به خطای بسیار کم موجود مابین تحلیل واقعی و شبکه عصبی، جهت قابل نمایش شدن آنها، در محور عمودی مقدار ماکزیمم جابه‌جایی نسبی فقط از ۱۴ تا ۲۰ سانتی‌متر نمایش داده شده است).

جدول ۵- حداکثر و میانگین خطای شبکه‌های عصبی آموزش داده شده در هر یک از زلزله‌های هفت‌گانه

La34	La33	La31	La28	La25	La22	La21	زلزله
۱۲/۶	۵/۱	۹/۲	۰/۲	۰/۹	۷/۷	۱۲/۷	حداکثر خطا (%)
۱/۲	۰/۳	۱/۷	۰/۰۴	۰/۲	۱/۲	۱/۱	میانگین خطا (%)

موجود مابین نتایج حاصل از تقریب شبکه عصبی و نتایج تحلیل دقیق در جدول ۵ نشان داده شده است. با دقت در جدول ۴ حداکثر خطای موجود بین نتایج حاصل از تقریب شبکه عصبی و نتایج تحلیل دقیق تاریخچه زمانی برای زلزله La22 برابر ۷/۷٪ و میانگین خطای موجود برابر ۱/۲٪ است. با توجه به شکل شماره (۳) و نتایج جدول شماره ۵ مشاهده می‌شود که شبکه‌های عصبی آموزش یافته از عملکرد مناسبی جهت تخمین پاسخ‌های لرزه‌ای سازه مجهز به میراگر تحت اثر زلزله برخوردار هستند.

در ادامه برنامه الگوریتم ژنتیک تهیه شده در محیط نرم افزار متلب اجرا می‌گردد؛ که در آن جهت جلوگیری از توقف الگوریتم در حداقل محلی، تعداد جمعیت اولیه برابر ۴۰۰ عضو از بین بهترین پاسخ‌های حاصل از ۶۳۰ تحلیل دقیق صورت گرفته برای هر زلزله در آموزش شبکه عصبی انتخاب شده است. در عمل تقاطع (پیوند) از تقاطع تک نقطه‌ای استفاده شده

آموزش یافته در قسمت‌های بهینه‌سازی مکرراً مورد استفاده قرار خواهد گرفت لذا تعداد اطلاعات ورودی در این تحقیق که برای هر زلزله ۶۳۰ سری در نظر گرفته شده منطقی است و مشکلی از لحاظ زمان اجرا ایجاد نمی‌کند. پس از آموزش شبکه عصبی با این داده‌ها به منظور بررسی دقت شبکه عصبی آموزش یافته جهت تخمین پاسخ لرزه‌ای سازه‌ها، ماتریس ورودی آزمون $Pt_{3,R}$ به صورت کاملاً تصادفی انتخاب شده است. این ماتریس شامل سه سطر (پارامترهای جرم، سختی و میرایی) با $R = 120$ ستون (تعداد آزمون‌ها) است. نتایج تقریبی حاصل از شبکه‌های عصبی با نتایج حاصل از تحلیل دقیق تاریخچه زمانی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. به‌عنوان نمونه در شکل (۳) حداکثر جابه‌جایی نسبی تقریب زده شده برای سازه مذکور با میراگرهای مختلف تحت اثر زلزله La22 با نتایج حاصل از تحلیل دینامیکی غیرخطی دقیق مقایسه شده است. برای سایر زلزله‌های مورد مطالعه نیز نتایج ماکزیمم و میانگین خطای

استفاده شده است؛ که در آن، ابتدا همه اعضای موجود در جمعیت براساس صلاحیت در مجموعه به صورت نزولی مرتب شده و سپس به اندازه رتبه‌ای که هر عضو دارد، احتمال انتخاب شدن آن معلوم می‌شود. در ضمن معیار همگرایی برای خاتمه دادن به فرآیند جستجو در این تحقیق براساس عدم مشاهده بهبود در نتایج نسل‌های متوالی است. در صورتی که در ۱۰۰ نسل متوالی بهبودی در مناسب‌ترین طرح به وجود نیاید فرآیند جستجو خاتمه می‌یابد.

۴-۵- بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی براساس میانگین پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله

با اجرای برنامه الگوریتم ژنتیک متصل به شبکه‌های عصبی آموزش داده شده نسبت به بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی براساس میانگین هفت زلزله طبق تابع هدف ارائه شده در رابطه (۷)، اقدام می‌شود. پس از طی گام‌های متعدد و همگرایی الگوریتم ژنتیک مقادیر بهینه جرم، سختی و میرایی میراگر جرمی در سازه مورد مطالعه تحت اثر زلزله‌های هفت‌گانه به شرح زیر تعیین می‌گردد:

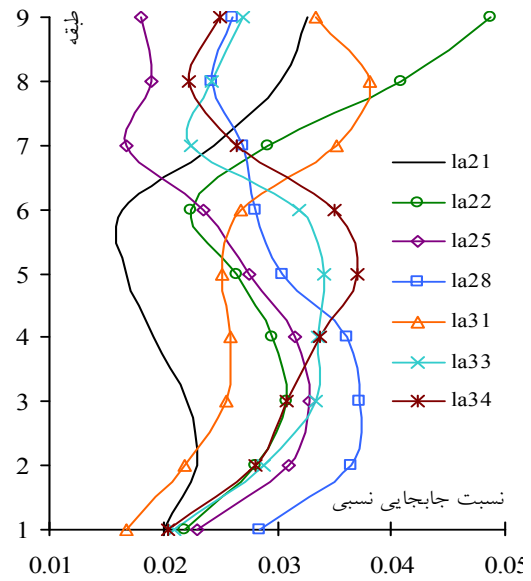
$$M = 57000 \quad (\text{kg s}^2/\text{m}) \quad \text{جرم بهینه میراگر جرمی}$$

$$K = 257547 \quad (\text{kg}/\text{m}) \quad \text{سختی بهینه میراگر جرمی}$$

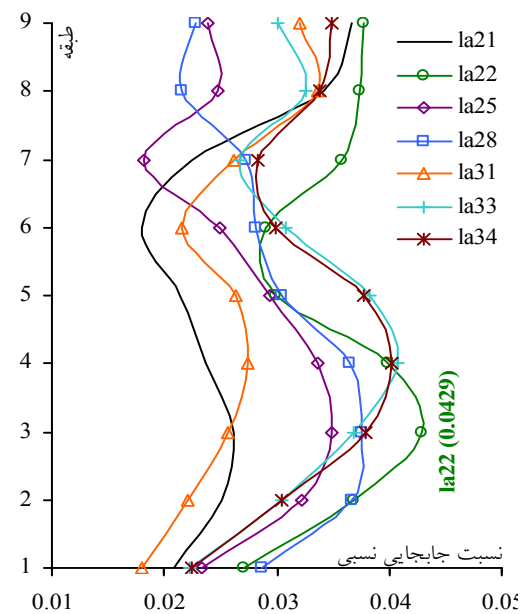
$$C = 6002 \quad (\text{kg s}/\text{m}) \quad \text{میرایی بهینه میراگر جرمی}$$

در ادامه جهت ارزیابی روش پیشنهادی، پاسخ‌های سازه مجهز به میراگر جرمی با پارامترهای بهینه از طریق تحلیل دینامیکی غیرخطی دقیق به دست آمده و با پاسخ‌های دقیق سازه کنترل شده مقایسه می‌گردد. پروفیل حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی (حداکثر جابه‌جایی نسبی طبقه تقسیم بر ارتفاع طبقه) در طبقات سازه مجهز به میراگر بهینه شده در شکل (۴) نشان داده شده است و مقادیر عددی مربوطه تحت اثر هر یک از زلزله‌های انتخابی در جدول ۶ ارائه شده است.

همچنین پروفیل حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی حاصل از تحلیل تاریخیچه زمانی غیرخطی سازه کنترل نشده تحت اثر هر یک از زلزله‌های انتخابی در شکل (۵) و مقادیر پاسخ‌های



شکل ۴- پروفیل حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات در سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس میانگین پاسخ هفت زلزله (روش پیشنهادی)



شکل ۵- پروفیل حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات در سازه کنترل نشده

است که در آن پس از تعیین محل برش با استفاده از احتمال یکنواخت، هر یک از دو والدین به دو بخش تقسیم می‌شوند که از ترکیب آنها دو جواب جدید به دست می‌آید. درصد جهش برابر ۰/۸٪ بوده و در عملکرد تکثیر از روش انتخاب شایسته

جدول ۶- حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات در سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس میانگین پاسخ زلزله‌ها، تحت اثر هر یک از زلزله‌های هفت‌گانه (مقادیر جدول در 10^{-4} ضرب شوند)

طبقه	زلزله							میانگین
	La21	La22	La25	La28	La31	La33	La34	
۹	۳۲۷	۴۸۷	۱۸۱	۲۶۱	۳۳۳	۲۶۹	۲۵۰	۳۰۱
۸	۳۰۳	۴۰۹	۱۸۹	۲۴۳	۳۸۱	۲۴۳	۲۲۳	۲۸۴
۷	۲۴۳	۲۹۱	۱۶۷	۲۶۹	۳۵۲	۲۲۵	۲۶۴	۲۵۹
۶	۱۶۴	۲۲۳	۲۳۵	۲۸۱	۲۶۸	۳۱۹	۳۵۰	۲۶۳
۵	۱۶۸	۲۶۴	۲۷۵	۳۰۵	۲۵۱	۳۴۱	۳۷۰	۲۸۲
۴	۱۹۱	۲۹۵	۳۱۵	۳۶۱	۲۵۸	۳۳۶	۳۳۷	۲۹۹
۳	۲۲۱	۳۰۹	۳۲۸	۳۷۲	۲۵۵	۳۳۴	۳۰۸	۳۰۴
۲	۲۳۰	۲۸۰	۳۱۰	۳۶۴	۲۱۹	۲۸۸	۲۸۰	۲۸۲
۱	۲۰۰	۲۱۸	۲۲۹	۲۸۵	۱۶۷	۲۰۹	۲۰۴	۲۱۶
ماکزیمم	۳۲۷	۴۸۷	۳۲۸	۳۷۲	۳۸۱	۳۴۱	۳۷۰	۳۰۴

جدول ۷- حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات در سازه کنترل نشده تحت اثر زلزله‌های مورد مطالعه (مقادیر جدول در 10^{-4} ضرب شوند)

طبقه	زلزله							میانگین
	La21	La22	La25	La28	La31	La33	La34	
۹	۳۶۶	۳۷۸	۲۳۹	۲۲۸	۳۲۰	۳۰۲	۳۵۰	۳۱۲
۸	۳۴۲	۳۷۳	۲۴۸	۲۱۶	۳۳۷	۳۲۵	۳۳۸	۳۱۱
۷	۲۲۴	۳۵۷	۱۸۲	۲۷۳	۲۶۳	۲۶۸	۲۸۴	۲۶۴
۶	۱۸۰	۲۹۱	۲۵۰	۲۸۱	۲۱۵	۳۰۸	۲۹۹	۲۶۱
۵	۲۱۴	۲۹۹	۲۹۳	۳۰۵	۲۶۴	۳۸۴	۳۷۸	۳۰۵
۴	۲۳۷	۳۹۹	۳۳۷	۳۶۴	۲۷۴	۴۰۸	۴۰۲	۳۴۶
۳	۲۶۱	۴۲۹	۳۴۹	۳۷۶	۲۵۷	۳۶۹	۳۸۰	۳۴۶
۲	۲۵۲	۳۶۹	۳۲۳	۳۶۷	۲۲۱	۳۰۴	۳۰۴	۳۰۶
۱	۲۰۹	۲۷۱	۲۳۴	۲۸۷	۱۸۱	۲۲۳	۲۲۴	۲۳۳
ماکزیمم	۳۶۶	۴۲۹	۳۴۹	۳۷۶	۳۳۷	۴۰۸	۴۰۲	۳۴۶

مجهز به میراگر جرمی بهینه شده با روش پیشنهادی، حداکثر میانگین نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات $0/0304$ است درحالی‌که این مقدار در سازه کنترل نشده $0/0346$ است؛ لذا می‌توان نتیجه گرفت که عملکرد سازه مجهز شده به میراگر بهینه شده با روش پیشنهادی به میزان $12/4\%$ بهبود یافته است.

مربوطه در جدول ۷ ارائه شده است با دقت در نتایج مشاهده می‌شود که حداکثر جابه‌جایی نسبی ایجاد شده در سازه کنترل نشده برابر با $0/0429$ است که در طبقه سوم تحت اثر زلزله la22 اتفاق افتاده است. با دقت در جداول ۶ و ۷ ملاحظه می‌گردد که در سازه

شاید در نگاه اول، مشاهده کاهش ۱۲/۴ درصدی در میانگین پاسخ‌ها توسط روش پیشنهادی کم به نظر برسد و دلیلی بر ناکارآمدی روش پیشنهادی تلقی گردد اما باید به این نکته توجه کرد که در روش پیشنهادی متوسط هفت زلزله به صورت همزمان لحاظ شده است، در حالی که روش‌های دیگر برای تک زلزله طراحی می‌شوند. شاید روش‌های دیگر پاسخ‌های سازه تحت اثر یک زلزله را به مقدار زیادی کاهش دهند؛ اما هنگامی که سازه مجهز به آن میراگر تحت اثر سایر زلزله‌ها قرار می‌گیرد، ممکن است نه تنها پاسخ‌ها کاهش نیابند بلکه افزایش نیز پیدا کنند. در نتیجه متوسط حاصل از هفت زلزله نیز افزایش خواهد یافت؛ که این موضوع مغایر با اهداف طراحی براساس آیین‌نامه‌های لرزه‌ای است. به منظور بررسی این موضوع در ادامه طراحی میراگر بهینه در سازه مذکور براساس حداقل کردن پاسخ آن تحت اثر قوی‌ترین زلزله (Ia22) از میان زلزله‌های موجود صورت می‌گیرد.

۶- بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی براساس پاسخ حاصل از قوی‌ترین زلزله (Ia22)

همان‌گونه که قبلاً بیان گردید در مطالعات گذشته بهینه‌سازی پارامترهای میراگر براساس حداقل کردن پاسخ‌های سازه تحت اثر یک زلزله مشخص صورت می‌گرفت و شاید چنین به نظر برسد که در این تحقیق نیز اگر به جای بهینه‌سازی پارامترهای میراگر براساس حداقل کردن متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله مانند تحقیق‌های گذشته، بهینه‌سازی براساس حداقل کردن پاسخ‌های سازه تحت اثر یک رکورد زلزله مشخص (رکوردی که منجر به بیشترین تغییر مکان جانبی در سازه می‌شود) صورت می‌گرفت، منجر به میراگری با عملکرد بهتر می‌شد. برای پاسخ به این سوال با مراجعه به شکل (۵) و جدول ۷ از بین هفت رکورد مورد مطالعه، رکورد Ia22 به عنوان رکوردی که منجر به بیشترین تغییر مکان جانبی نسبی در سازه کنترل نشده می‌شود، جهت بهینه‌سازی پارامترهای میراگر انتخاب می‌شود. به منظور بهینه‌سازی پارامترهای میراگر جرمی برای سازه

مورد مطالعه تحت اثر زلزله Ia22 از همان فرآیند و تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی آموزش داده شده برای زلزله Ia22 در بخش ۵ استفاده می‌شود؛ با این تفاوت که این دفعه تابع هدف متفاوت از قبل بوده و تابع هدف (F) براساس حداقل کردن پاسخ سازه تحت اثر زلزله Ia22 طبق رابطه (۸) تعریف می‌شود:

$$F = \text{Max}[D_{i,Ia22}] \quad i = 1, \dots, S \quad (8)$$

که در آن $D_{i,Ia22}$ جابه‌جایی نسبی طبقه i ام در سازه کنترل شده تحت اثر زلزله Ia22 است.

با اجرای الگوریتم ژنتیک براساس تابع هدف ارائه شده در رابطه (۸) مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی در داخل محدوده تعیین شده برای دامنه تغییرات این پارامترها (محدوده‌های مورد استفاده در بخش ۵) مورد جستجو قرار گرفته و نهایتاً پس از طی گام‌های متعدد و همگرایی الگوریتم ژنتیک مقادیر بهینه زیر برای پارامترهای میراگر به دست می‌آیند:

$$M = 57000 \quad (\text{kg s}^2/\text{m}) \quad \text{جرم بهینه میراگر جرمی}$$

$$K = 1000000 \quad (\text{kg/m}) \quad \text{سختی بهینه میراگر جرمی}$$

$$C = 106060 \quad (\text{kg s/m}) \quad \text{میرایی بهینه میراگر جرمی}$$

مقادیر به دست آمده برای سختی و میرایی متفاوت از مقادیری هستند که قبلاً در بخش ۵ براساس تابع هدف رابطه (۷) به دست آمده بودند. در حالی که مقدار جرم در هر دو روش برابر با بیشترین مقدار جرم ممکن در داخل محدوده مفروض به دست آمده است.

پروفیل پاسخ‌های نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات، حاصل از تحلیل دقیق تاریخیچه زمانی سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس زلزله Ia22 (تابع هدف رابطه ۸) تحت اثر هر یک از هفت رکورد زلزله مورد مطالعه در شکل (۶) و مقادیر عددی مربوط به آن در جدول ۸ نشان داده شده است.

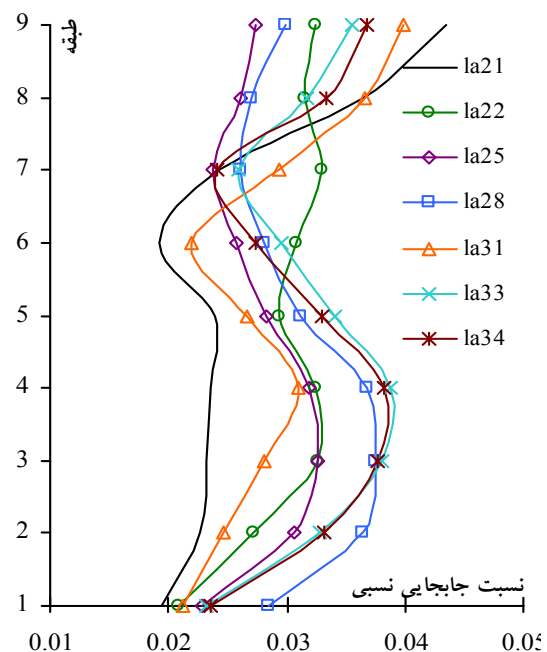
همان‌گونه که در شکل (۶) و جدول ۸ مشاهده می‌شود، در سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس زلزله Ia22، حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی حاصل از زلزله Ia22 بیش از ۲۳٪ کاهش یافته است و این نشان از عملکرد مناسب شبکه عصبی

جدول ۸- حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات در سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس زلزله la22 (مقادیر جدول در 10^{-4} ضرب شوند)

طبقه	زلزله							میانگین
	La21	La22	La25	La28	La31	La33	La34	
۹	۴۳۵	۳۲۴	۲۷۵	۲۹۸	۳۹۹	۳۵۵	۳۶۷	۳۵۱
۸	۳۶۵	۳۱۵	۲۶۲	۲۷۰	۳۶۶	۳۱۸	۳۳۴	۳۱۹
۷	۲۴۳	۳۳۰	۲۳۷	۲۶۲	۲۹۴	۲۶۰	۲۴۲	۲۶۷
۶	۱۹۲	۳۰۹	۲۵۸	۲۸۰	۲۲۰	۲۹۵	۲۷۴	۲۶۱
۵	۲۴۰	۲۹۴	۲۸۴	۳۱۱	۲۶۷	۳۴۰	۳۳۰	۲۹۵
۴	۲۳۵	۳۲۴	۳۱۹	۳۶۷	۳۱۰	۳۸۸	۳۸۳	۳۳۲
۳	۲۳۲	۳۲۶	۳۲۷	۳۷۵	۲۸۱	۳۸۰	۳۷۷	۳۲۸
۲	۲۲۶	۲۷۲	۳۰۶	۳۶۴	۲۴۷	۳۲۸	۳۳۲	۲۹۶
۱	۱۹۵	۲۰۸	۲۲۹	۲۸۵	۲۱۲	۲۳۲	۲۳۶	۲۲۸
ماکزیمم	۴۳۵	۳۳۰	۳۲۷	۳۷۵	۳۹۹	۳۸۸	۳۸۳	۳۵۱

la21 قرار می‌گیرد، نه تنها پاسخ سازه نسبت به حالت کنترل نشده کاهش نمی‌یابد بلکه مقدار حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی حداکثر از مقدار 0.429% برای حالت کنترل نشده به مقدار 0.435% افزایش می‌یابد. مشاهده می‌شود که براساس کاهش یا افزایش پاسخ سازه تحت اثر یک زلزله مشخص نمی‌توان در مورد عملکرد یک میراگر قضاوت نمود و شاید منطقی‌ترین روش جهت ارزیابی عملکرد یک میراگر قضاوت براساس متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله سازگار با شرایط منطقه باشد. لذا در ادامه پروفیل میانگین نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات حاصل از تحلیل دقیق تاریخچه زمانی در سازه کنترل نشده، سازه مجهز به میراگر جرمی بهینه شده براساس میانگین پاسخ‌ها (تابع هدف طبق رابطه ۷) و سازه مجهز به میراگر جرمی بهینه شده براساس زلزله la22 (تابع هدف رابطه ۸) در شکل (۷) نمایش داده شده است. همچنین مقادیر عددی مربوطه در جدول شماره ۹ ارائه شده است.

همان‌گونه که در شکل (۷) و جدول ۹ مشاهده می‌شود میانگین پاسخ نسبت جابه‌جایی نسبی حاصل از تحلیل دقیق تاریخچه زمانی تحت اثر هفت رکورد زلزله در سازه مجهز به



شکل ۶- پروفیل حداکثر نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات در سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس زلزله la22

آموزش داده شده و الگوریتم ژنتیک مورد استفاده در یافتن پاسخ بهینه پارامترهای میراگر تحت اثر یک زلزله‌ی مشخص است. حال زمانی که سازه مجهز به این میراگر تحت اثر زلزله

جدول ۹- مقایسه میانگین پاسخ مابین سازه کنترل نشده، سازه کنترلی با میراگر بهینه شده با هدف قوی ترین

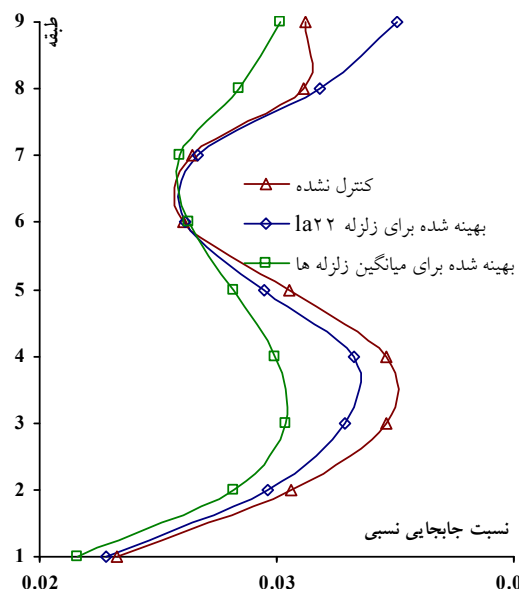
زلزله و سازه کنترلی با میراگر بهینه شده با هدف میانگین هفت زلزله

میانگین نسبت جابه‌جایی نسبی ایجاد شده در طبقات	سازه کنترل نشده	۰/۰۳۴۶
	الف) سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس قویترین زلزله	۰/۰۳۵۱
	ب) سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس میانگین پاسخ هفت زلزله	۰/۰۳۰۴
درصد بهبود (%)	الف)	٪ -۱/۴
	ب)	٪ ۱۲/۱

میراگر در مقایسه با روش‌های بهینه‌سازی براساس تک زلزله است.

۷- نتیجه گیری

در این مقاله با استفاده از تکنیک‌های الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی یک روش جدید به منظور طراحی میراگر جرمی هماهنگ شده ارائه شده است؛ که در آن پارامترهای میراگر جرمی در سازه مورد مطالعه با رفتار غیرخطی، تحت اثر هفت زلزله مختلف، به گونه‌ای تعیین می‌شوند که متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله کمینه گردد. روش مذکور بر روی یک سازه نمونه نه طبقه مورد بررسی قرار گرفت و مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی براساس هدف مذکور با استفاده از ابزارهای الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی تعیین گردید. بار دیگر مقادیر بهینه پارامترهای میراگر جرمی براساس هدف حداقل کردن پاسخ‌ها تحت اثر یک زلزله مشخص که در اینجا قوی‌ترین زلزله از بین هفت رکورد زلزله انتخابی است (رکوردی که منجر به بیشترین تغییر مکان جانبی در سازه می‌شود) تعیین گردید. پس از تعیین مقادیر بهینه میراگر جرمی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی براساس هر یک از دو هدف مذکور در بالا، عملکرد میراگرهای جرمی بهینه طراحی شده از طریق تحلیل دقیق تاریخچه زمانی غیرخطی مورد مطالعه قرار گرفته و نتایج زیر حاصل گردیده است:



شکل ۷- پروفیل مقایسه‌ای میانگین پاسخ مابین سازه کنترل نشده، سازه کنترلی با میراگر بهینه شده براساس قوی ترین زلزله و سازه کنترلی با میراگر بهینه شده براساس میانگین هفت زلزله

میراگر بهینه شده براساس زلزله Ia22 نسبت به میانگین پاسخ‌های حاصل از سازه کنترل نشده نه تنها کاهش نیافته بلکه افزایش یافته است. همان‌گونه که در بخش ۵ ذکر شد در سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس روش پیشنهادی (تابع هدف طبق رابطه (۷)) حداکثر پاسخ میانگین حاصل به میزان ۱۲/۴ درصد نسبت به سازه کنترل نشده کاهش یافته است و این نشان از موفقیت الگوریتم پیشنهادی جهت بهینه‌سازی پارامترهای

بیشتر از متوسط پاسخ‌های سازه کنترل نشده تحت اثر هفت زلزله مورد مطالعه است که مغایر با اهداف طراحی براساس آیین‌نامه‌های لرزه‌ای است.

۳) در سازه مجهز به میراگر جرمی بهینه شده براساس میانگین هفت زلزله، حداکثر میانگین نسبت جابه‌جایی نسبی طبقات حاصل از هفت زلزله برابر $0/0304$ است؛ در حالی که این مقدار در سازه کنترل نشده برابر $0/0346$ است و شاهد کاهش $12/4$ درصدی در متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله هستیم که حاکی از بهبود رفتار سازه مجهز به میراگر جرمی بهینه شده براساس روش پیشنهادی است. کاهش متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله سازگار با شرایط زمین ساختی منطقه منطبق با اهداف طراحی براساس آیین‌نامه‌های لرزه‌ای بوده و نشان از موفقیت نسبی روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های بهینه سازی پارامترهای میراگر براساس یک زلزله مشخص دارد.

۱) تجهیز سازه مورد مطالعه به میراگر بهینه شده براساس قوی‌ترین زلزله (la22) منجر به کاهش 23% در پاسخ سازه تحت اثر همان زلزله می‌شود و این نشان از عملکرد مناسب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی آموزش داده شده در یافتن پارامترهای میراگر بهینه است. پاسخ‌های حاصل از سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس قوی‌ترین زلزله (la22) تحت اثر سایر زلزله‌ها نه تنها خیلی کاهش نیافته بلکه در مواردی نیز افزایش می‌یابد. لذا براساس کاهش یا افزایش پاسخ سازه تحت اثر یک زلزله مشخص نمی‌توان در مورد عملکرد یک میراگر قضاوت نمود و شاید با الهام از آیین‌نامه‌های لرزه‌ای، منطقی‌ترین روش جهت ارزیابی عملکرد یک میراگر قضاوت براساس متوسط پاسخ‌های حاصل از هفت زلزله سازگار با شرایط منطقه باشد. ۲) متوسط پاسخ‌های سازه مجهز به میراگر بهینه شده براساس زلزله (la22) (قویترین زلزله بین هفت رکورد)

واژه‌نامه

- | | | |
|----------------------------|-----------------|---------------------------------|
| 1. tuned mass damper (TMD) | 5. mutation | 9. synapse |
| 2. fitness | 6. reproduction | 10. back propagation network |
| 3. initial population | 7. convergence | 11. counter propagation network |
| 4. cross over | 8. generation | 12. radial basis function (RBF) |

مراجع

- Frahm, H., "Device for Damping Vibrations of Bodies", *US patent*, No.989958, 1909.
- Den Hartog, J. P., *Mechanical Vibration*, McGraw-Hill, New York, 4th edition, pp. 86-93, 1956.
- Warburtun, G. B., "Optimum Absorbers Parameters for Various Combinations of Response and Excitation" *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol.10, Issue 3, pp. 381-401, 1982.
- Villaverde, R., "Reduction in Seismic Response with Heavily-Damped Vibration Absorbers" *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 13, Issue 1, pp. 33-42, 1985.
- Villaverde, R., and Koyama, L. A., "Damped Resonant Appendages to Increase Inherent Damping in Buildings" *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 22, Issue 6, pp. 491-507, 1993.
- Hadi, M., N. S., Arfiadi, Y., "Optimum Design of Absorber for MDOF Structures", *Journal of Structural Engineering*, Vol. 124, Issue 11, pp. 1272-1280, 1998.
- Kaynia, A. M., Veneziano, D., and Biggs, J. M., "Seismic Effectiveness of Tuned Mass Dampers", *Journal of the Structural Division*, Vol.107, pp. 1466-1483, 1981
- Bernal, D., "Influence of Ground Motion Characteristics on the Effectiveness of Tuned Mass Dampers", *Proceedings of the 11th World Conference on Earthquake Engineering*, Acapulco, Mexico, pp.1455, 1996
- Soto-Brito, R., and Ruiz, S. E., "Influence of Ground Motion Intensity on the Effectiveness of Tuned Mass Dampers", *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 28, Issue 11, pp. 1255-1271, 1999.
- Joghataie, A., and Mohebi, M., "Design and Assesment of Optimal TMDs for Nonlinear Structures Under Earthquakes", *10th World Conference on Seismic Isolation, Energy Dissipation and Active Vibrations Control of Structures*, Istanbul,

- Turkey, 2007.
11. Mohebbi, M., and Joghataie, A., "Designing Optimal Tuned Mass Dampers for Nonlinear Frames by distributed genetic algorithms", *Design of Tall and Special Buildings*, Vol. 21, Issue 1, pp. 57-76, 2012.
 12. Bagley, J. D., "The Behaviour of Adaptive Systems Which Employ Genetic and Correlation Algorithms" Ph.D. Thesis, University of Michigan, 1967.
 13. Goldberg, D. E., and Samtani, M. P., "Engineering Optimization via Genetic Algorithm", *Proceedings of the 9th Conference on Electronic Computation*, ASCE, New York, N.Y., pp. 471-482, 1986.
 ۱۴. زهرایی، ب.، و حسینی، س. م.، الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی مهندسی، انتشارات گوتنبرگ، تهران، ص ۲۵-۸۳، ۱۳۸۸.
 15. McCulloch, W., and Pitts, W., "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, pp. 115-133, 1943.
 ۱۶. حجازی، ف.، بهسازی لرزهای سازه‌ها با استفاده از سیستم‌های هوشمند، انتشارات جهاد دانشگاهی، واحد صنعتی امیرکبیر، تهران، ص ۹۳-۱۱۸، ۱۳۸۴.
 17. Broomhead, D.vS., and Lowe, D., "Multivariable Functional Interpolation and Adaptive Networks", *Complex Systems*, Vol. 2, pp. 321-355, 1988.
 18. Han, H., Chen, Q., and Qiao, J., "Research on an Online Self-Organizing Radial Basis Function Neural Network", *Neural Computing and Applications*, Vol. 19., Issue 5, pp. 667-676, 2010.
 19. Sadek, F., Mhraz, B., Taylor, A.W., and Chung, R. M., "A Method of Estimating the Parameters of Tuned Mass Dampers for Seismic Applications", *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 26, Issue 6, pp. 617-635, 1997.
 20. Gupta, A., and Krawinkler, H., "Seismic Demands for Performance Evaluation of Steel Moment Resisting Frame Structures", *The John A. Blume Earthquake Engineering Center*, Stanford University, Report no. 132, pp.342-359, 1999.
 21. McKenna, F., Fenves, G. L., and Scott, M. H., Open System for Earthquake Engineering Simulation (OpenSees), Pacific Earthquake Engineering Research Center, University of California, Berkeley, 2006.
 22. FEMA 356, *NEHRP Guidelines for the Seismic Rehabilitation of Buildings*, Federal Emergency Management Agency, Washington DC, 2000.
 ۲۳. مبحث ششم مقررات ملی ساختمان، بارهای وارد بر ساختمان، دفتر تدوین و ترویج مقررات ملی ساختمان، معاونت نظام مهندسی و اجرای ساختمان، تهران، ص ۷۰، ۱۳۸۰.
 24. Somerville, P.G., Smith, N., Punyamurthula, S., and Sun, J., "Development of Ground Motion Time Histories for Phase 2 of the FEMA/SAC Steel Project", *SAC Background Document*, Report No. SAC/BD 97/04, 1997.