

# محاسبه‌ی پارامترهای بهینه میراگر جرمی تنظیم شده جهت کاهش پاسخ لرزه‌ای سازه با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی

محمد اسکندری<sup>۱\*</sup>، انوشیروان فرشیدیانفر<sup>۲</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، گروه مکانیک دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد M.eskandari1392@gmail.com  
۲- استاد گروه مکانیک، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد Farshid@um.ac.ir

## چکیده

میراگر جرمی تنظیم شده به عنوان ابزاری کارآمد در کاهش پاسخ لرزشی سازه‌ها، شناخته شده است. در این بین، بهینه‌یابی پارامترهای این سیستم، جهت اثر بخشی هرچه بهتر آن از اهمیت زیادی برخوردار است. در مقاله حاضر با هدف کاهش محاسبات انجام گرفته در تحلیل‌های الگوریتم‌های بهینه‌یابی از شبکه عصبی جهت تقریب رابطه بین پارامترهای میراگر و پارامترهای پاسخ سازه و به منظور بهینه‌یابی پارامترهای میراگر در یک محدوده‌ی مشخص، از نرم‌افزار متلب استفاده شد. در این پژوهش، چهار نوع شبکه عصبی، جهت تقریب عملکرد میراگر در کاهش سه پارامتر، جابجایی، شتاب و جابجایی ماکزیمم سازه در چهار زلزله انتخابی در نظر گرفته شد. سپس با توجه به نتایج شبیه‌سازی شبکه‌ها، شبکه مناسب انتخاب شد. در نهایت با شبکه عصبی مورد نظر و استفاده از متلب بهینه‌یابی پارامترهای میراگر، برای سه هدف، مینیمم سازی جابجایی ماکزیمم، شتاب ماکزیمم و جابجایی ماکزیمم سازه به طور مجزا انجام گرفت. نتایج حاکی از توانمندی شبکه عصبی در تقریب عملکرد میراگر دارد و موجب دستیابی به مقادیر بهینه‌تری نسبت به الگوریتم‌های دیگر مقایسه شده، دارد.

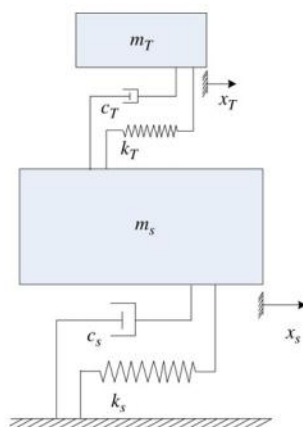
**واژه‌های کلیدی:** ارتعاش سازه، میراگر جرمی تنظیم شده، بهینه‌سازی، شبکه عصبی.

## ۱- مقدمه

در عصر حاضر با توجه به افزایش جمعیت و رشد شهرنشینی ساخت سازه‌های بلند در کشورهای مختلف رشد چشم‌گیری پیدا کرده است. یکی از مهمترین مشکلات مطرح شده در زمینه طراحی این سازه‌ها، وجود میرایی کم آنها می‌باشد، که موجب افزایش تأثیرپذیری سازه نسبت به بارهای دینامیکی وارده به این سازه‌ها می‌شود. از جمله این بارهای دینامیکی، می‌توان به زلزله و باد اشاره نمود که روش‌های بسیاری برای برطرف کردن این دو مشکل ارائه شده است. یکی از این پرکاربردترین روشها افزودن سیستم‌های اتلاف انرژی به سازه ساختمان می‌باشد. با این روش میرایی سازه افزایش یافته و موجب بهبود عملکرد آن سازه، در برابر بارهای دینامیکی وارده می‌شود. از میان سیستم‌های موجود، سیستم‌های کنترل غیرفعال بدلیل عدم نیاز به منبع انرژی خارجی، سهولت در نصب و نگهداری، ساز و کار ساده‌ی طراحی اولیه آن توسط طراحان، مورد توجه بیشتر محققین و مهندسان طراح سازه، قرار گرفته است. در بین سیستم‌های غیرفعال، میراگر جرمی تنظیم شده<sup>۱</sup>، در اکثر موارد به واسطه عملکرد مناسب و کارآمد آن در کاهش پاسخ سازه، در طراحی سازه‌های بلند بکار گرفته می‌شود. میراگر جرمی تنظیم شده به طور ساده شامل یک جرمی است که با یک فنر و یک میراگر به سازه اصلی متصل شده است (مطابق شکل ۱). این میراگر به این صورت عمل می‌کند که فرکانس انرا در نزدیکی فرکانس طبیعی سازه طراحی می‌کنند تا با وارد کردن

<sup>۱</sup> Tuned Mass Damper(TMD)

نیروی در فاز مخالف سازه ارتعاشات سازه را کاهش دهد. با کمک فرکانس طبیعی این سیستم که در نزدیکی فرکانس اصلی سازه تنظیم می‌شود و با وارد نمودن نیرویی در فاز مخالف ارتعاش سازه از میزان نوسان آن می‌کاهد.



شکل ۱: یک سازه یک درجه آزادی مجهز به میراگر جرمی تنظیم شده [۱]

ایده سیستم میراگر جرمی تنظیم‌شده، اولین بار توسط فراهام<sup>۱</sup> [۲] در سال ۱۹۰۹ برای کاهش تکان‌های کشتی در امواج دریا مطرح شد. درسال (۱۹۳۴) آقای دن هارتوگ<sup>۲</sup> روابطی تحلیلی برای طراحی بهینه TMD که به آن تئوری نقاط ثابت<sup>۳</sup> نیز می‌گویند، در کتاب خودش ثبت کرد [۳]. آقای وبرتون<sup>۴</sup>، عملکرد کاهش‌ی TMD را برای سازه دو درجه آزادی خطی بررسی کرد و در این مقاله به خوبی تاثیرات مثبت کاربرد این سیستم در سازه‌های عمرانی بیان می‌شود [۴]. علی‌رغم رابطه‌هایی که برای سیستم‌های ساده با درجات آزادی کم برای بارهای مشخصی همانند نیروی سینوسی وجود دارد، برای سیستم‌های با درجات بالاتر و هم‌چنین برای نیروهایی هم‌چون، بارهای زلزله و باد، فرمول مشخصی هنوز ثبت نشده است و همه محققان تاکنون از الگوریتم‌های مختلف برای رسیدن به طراحی بهینه میراگر استفاده کرده‌اند. رسیدن به جواب بهینه در هر الگوریتم نیازمند آنالیزهای دینامیکی بسیار می‌باشد و انجام این محاسبات نیازمند صرف وقت زیادی است. در این مقاله از روش شبکه عصبی مصنوعی<sup>۵</sup> جهت تقریب رابطه بین پارامترهای ورودی شامل جرم، ضریب سختی و ضریب میرایی TMD با پارامترهای خروجی شامل ماکزیمم جابجایی، ماکزیمم شتاب و ماکزیمم جابجایی نسبی سازه استفاده شده است. نتایج این تحقیق نشان از توانایی بالای این شبکه در تقریب زنی رابطه‌ها دارد. در انتها به کمک تابع *fmincon* در نرم افزار متلب<sup>۶</sup>، پارامترهای TMD بهینه با توجه به تک تک پارامترهای تقریب‌زده به وسیله‌ی شبکه عصبی طراحی شده است.

## ۲- مشخصات مدل سازه و معادلات حرکت آن:

سازه مورد مطالعه، یک مدل ساختمان برشی مطابق با شکل ۲ می‌باشد. مشخصات سازه مورد مطالعه نیز در جدول ۱ آمده است.

<sup>۱</sup> Frahm

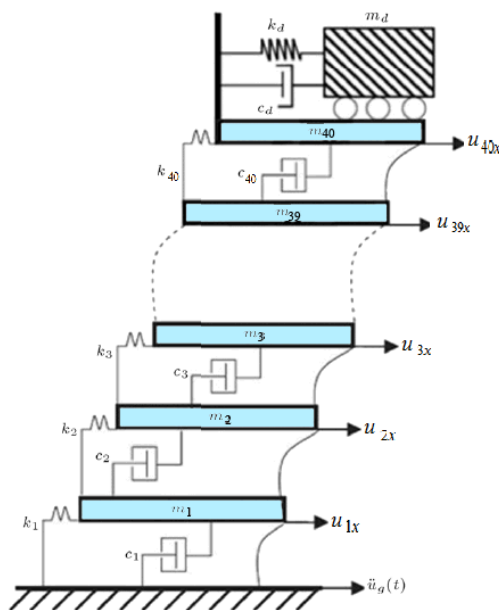
<sup>۲</sup> Den Hartog

<sup>۳</sup> Fixed Point Theory

<sup>۴</sup> Waburton

<sup>۵</sup> Artificial Neural Network

<sup>۶</sup> MATLAB



شکل ۲: مدل ساختمان برشی ۴۰ طبقه مورد مطالعه به همراه میراگر جرمی

جدول ۱: مشخصات سازه مورد مطالعه [۵]

تعداد طبقات	40
ارتفاع هر طبقه ( $h_i$ )	4 m
جرم هر طبقه ( $m_i$ )	$9.8 \times 10^5 \text{ kg}$
سختی هر طبقه ( $k_i$ )	$k_1 = 2.13 \times 10^9 \text{ N/m}$ $k_{40} = 9.98 \times 10^8 \text{ N/m}$ $k_{40} \leq k_i \leq k_1$
میرایی سازه	$[C] = A_0[M] + A_1[K]$ , $A_0 = 0$ and $A_1 = 0.2$

همانگونه که در جدول فوق مشاهده می‌کنید، ارتفاع تمام طبقات یکسان و برابر با ۴ متر می‌باشد ولی سازه به گونه‌ای فرض شده است که سختی طبقات آن، بسته به ارتفاع به صورت خطی کاهش می‌یابد. همچنین برای میرایی سازه از مدل میرایی رایلی استفاده شده، که ضرایب ماتریس‌های جرم و سختی معادل سازه به ترتیب ۰ و ۰/۲ می‌باشد. معادلات سیستم ترکیب سازه و میراگر به شکل زیر می‌شود:

$$[M]\{\ddot{X}\} + [C]\{\dot{X}\} + [K]\{X\} = -[M]\{1\}\ddot{u}_g \quad (1)$$

$$\{X\} = \{x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_{40} \quad x_{TMD}\}^T \quad (2)$$

$$[M] = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ & m_2 & \dots & & 0 \\ & & \ddots & & \vdots \\ & & & m_{40} & 0 \\ \text{sym.} & & & & M_{TMD} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$[K] = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & \dots & 0 & 0 \\ & k_2 + k_3 & -k_3 & \dots & 0 \\ & & \ddots & \dots & \vdots \\ & & & k_{40} + K_{TMD} & -K_{TMD} \\ \text{sym.} & & & & K_{TMD} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$[C] = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & \dots & 0 & 0 \\ & c_2 + c_3 & -c_3 & \dots & 0 \\ & & \ddots & \dots & \vdots \\ & & & c_{40} + C_{TMD} & -C_{TMD} \\ \text{sym.} & & & & C_{TMD} \end{bmatrix} \quad (5)$$

که،

$$[C]_{structure} = 0.2 \times [K]_{structure} = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & \dots & 0 & 0 \\ & c_2 + c_3 & -c_3 & \dots & 0 \\ & & \ddots & \dots & \vdots \\ & & & c_{39} + c_{40} & -c_{40} \\ \text{sym.} & & & & c_{40} \end{bmatrix} \quad (6)$$

در روابط فوق،  $[M]$  ماتریس جرمی،  $[K]$  ماتریس سختی و  $[C]$  ماتریس میرایی معادل سیستم می‌باشند. همچنین در شتاب زلزله و  $\{1\}$  یک ماتریس واحد ستونی است. در نهایت  $m_i$ ،  $k_i$  و  $c_i$  به ترتیب نماینده جرم، سختی و میرایی هر طبقه از ساختمان و  $M_{TMD}$ ،  $K_{TMD}$  و  $C_{TMD}$  به ترتیب نماینده جرم، سختی و میرایی میراگر جرمی می‌باشند. برای حل دستگاه معادلات در این پژوهش از روش نیومارک<sup>۱</sup> [۶] استفاده شده است.

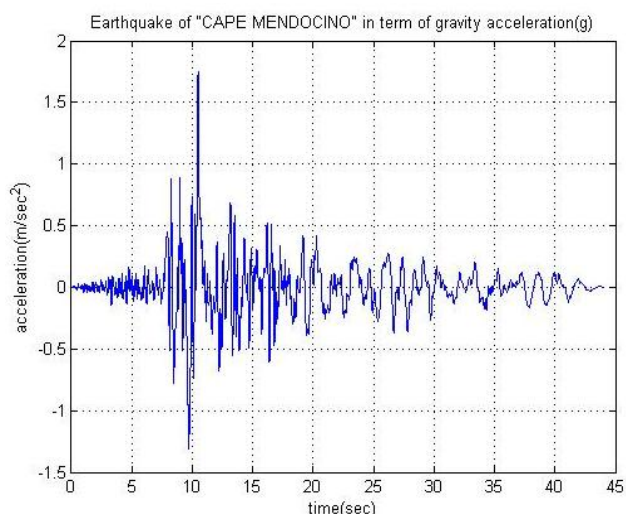
### ۳- مشخصات شتاب نگاشت‌های زلزله

به منظور طراحی بهینه سیستم میراگر جرمی و همچنین مقایسه آن با نتایج مطالعات پیشین چهار نمونه زلزله با مشخصات ذکر شده در جدول شماره ۲ در نظر گرفته شده است. این زلزله‌ها با توجه به مقاله‌ی فرشیدیانفر و سهیلی [۹] در سال ۲۰۱۳، در نظر گرفته شد. نمودارهای متناظر هر زلزله در شکل ۳ مشاهده می‌شود.

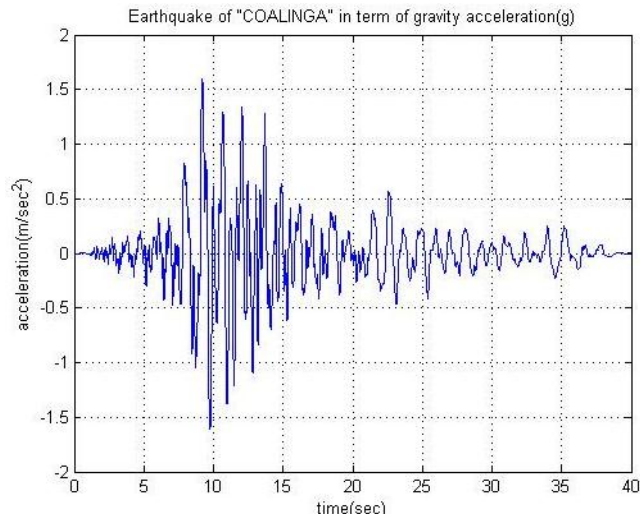
<sup>۱</sup> Newmark Method

جدول ۲: مشخصات سه نمونه زلزله

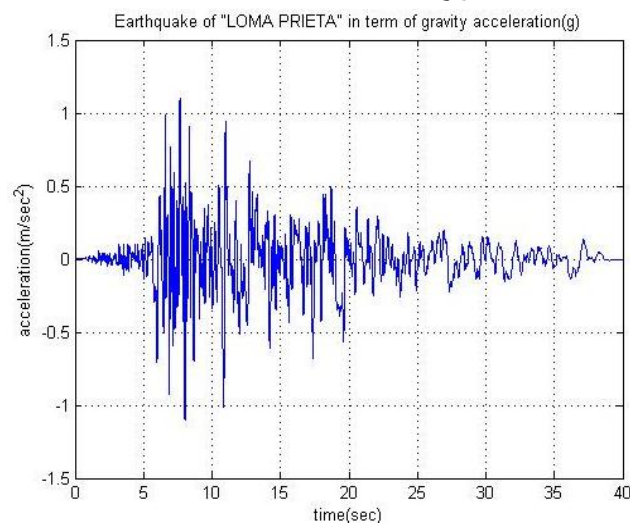
تاریخ و محل وقوع زلزله	ایستگاه ثبت زلزله	بزرگی بر مبنای ریشتر	فاصله از میدان وقوع زلزله بر حسب کیلومتر	مدت زمان زلزله بر حسب ثانیه	ماکزیمم شتاب زلزله بر حسب متر بر مجذور ثانیه
Cape Mendocino 04/25/92	89509 Eureka—Myrtle & West	۷/۱	۴۴/۶	۴۴	۱/۷۵
Coalinga 1983/05/02	36408 Parkfield—Fault Zone 3	۶/۴	۳۶/۴	۴۰	۱/۶۰
Landers 1992/06/28	Yermo Fire Station	۷/۳	۲۴/۹	۴۴	۲/۴۰
Loma Prieta 1989/10/18	Salinas - John & Work	۶/۹	۳۲/۶	۴۰	۱/۱۰



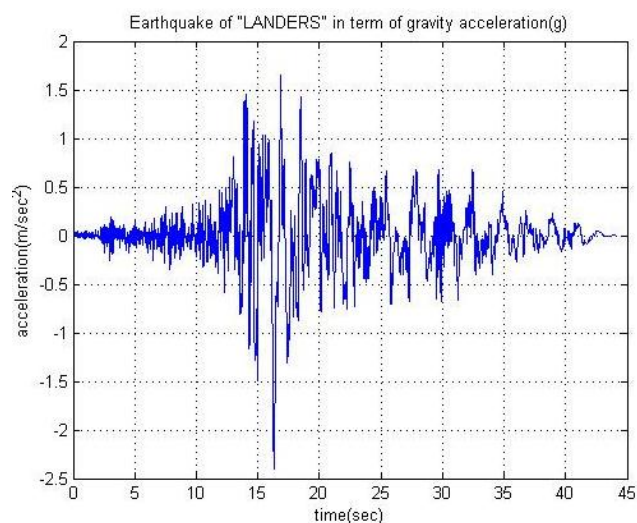
زلزله " Cape Mendocino "



زلزله " Coalinga "



زلزله " Loma prieta "



زلزله " Landers "

شکل ۳: نمودار زلزله‌های مورد استفاده در این پژوهش

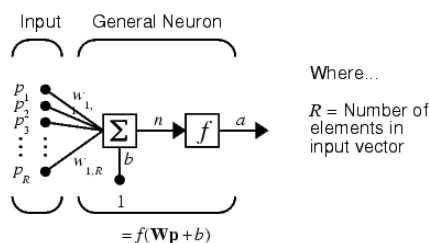
## ۴- شبکه عصبی مصنوعی

### ۴-۱- شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی سیستم‌های دینامیکی هستند که با پردازش داده‌های تجربی، دانش و یا قانون نهفته در داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به این دلیل این سیستم‌ها را هوشمند می‌گویند که براساس انجام محاسبات بر روی داده‌های عددی یا مثال‌ها قوانین کلی را فرا می‌گیرند. این سیستم‌ها مبتنی بر هوش محاسباتی هستند و سعی در مدل‌سازی ساختار نرو-سیناپتیکی مغز بشر دارند.

مدل شبکه عصبی با ساختار پرسپترون از چندین لایه (معمولاً سه‌لایه) و هر لایه از تعدادی واحد پردازشگر به نام نرون تشکیل شده است. نرون مصنوعی می‌تواند یک تابع ریاضی غیرخطی باشد. در نتیجه یک شبکه عصبی که از اجتماعی این نرون‌ها تشکیل می‌شود، نیز می‌تواند یک سیستم کاملاً پیچیده و غیرخطی باشد. در یک شبکه عصبی، هر نرون بطور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتارهای محلی نرون‌های متعدد است. این ویژگی باعث می‌شود تا خطاهای محلی اثر قابل توجهی در خروجی نداشته باشند. به عبارت دیگر نرون‌ها در یک روند همکاری یکدیگر را تصحیح می‌کنند. این خصوصیت باعث افزایش دوام سیستم می‌گردد. یک نرون با استفاده از تابع واکنش، مقدار خروجی خاصی را به ازای ورودی‌های مختلف تولید می‌کند. پارامترهای مشخصه در ارتباط با یک نرون عبارتند از:  $p$  مقدار ورودی به نرون،  $w$  وزن مربوط به این ورودی،  $b$  ضریب ثابت یک واحد وزن (وزن یک ورودی واحد) که عموماً اریب نامیده می‌شود و اضافه نمودن آن انعطاف‌پذیری شبکه را افزایش می‌دهد،  $f$  تابع محرک، انتقال یا فعالیت و  $a$  نیز خروجی از نرون است. ارتباط بین خروجی و ورودی‌های نرون را می‌توان در شکل ۴ مشاهده کرد.

$$a = f(wp + b) \quad (7)$$



شکل ۴: شماتیک یک نرون و نحوه‌ی ارتباط بین اجزاء سازنده‌اش

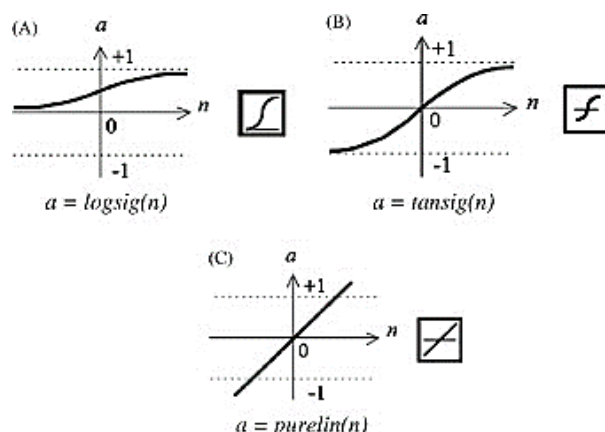
یادگیری شبکه‌های عصبی، در واقع تنظیم پارامترهای شبکه چون مقادیر وزن‌های  $w$  و  $b$  است [۷]. سه ساختار مرسوم تابع محرک، ساختارهای تابع سیگموئیدی<sup>۱</sup> ( $\log sig$ )، تابع تانژانت هیپربولیک ( $\tan sig$ ) و تابع خطی ( $purelin$ ) است که رابطه آن‌ها به ترتیب در زیر همراه با نمودارهای متناظرشان در شکل ۵ آمده است:

$$a(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)} \quad (8)$$

$$a(n) = \frac{1 - \exp(-n)}{1 + \exp(-n)} \quad (9)$$

$$a(n) = n \quad (10)$$

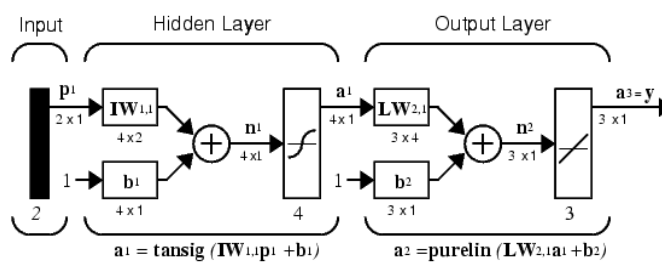
<sup>۱</sup> Sigmoid Function



شکل ۵: نمودارهای مربوط به توابع فعالیت مورد استفاده در اغلب شبکه‌ها

ورودی‌های شبکه عصبی  $M_{TMD}$ ،  $K_{TMD}$  و  $C_{TMD}$  بوده و خروجی آن  $u_{max}$ ، جابجایی ماکزیمم سازه،  $\ddot{u}_{max}$ ، شتاب ماکزیمم و  $d_{max}$ ، جابجایی نسبی ماکزیمم سازه در هنگام زلزله است. خروجی تابع سیگموئید، همانگونه که در شکل پیدا است در بین صفر و یک، تابع تانژانت هیپربولیک در بین ۱ و -۱ و خروجی تابع خطی هر عددی می‌تواند باشد. در تقریب توابع، اغلب از یک شبکه سه لایه متشکل از لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی استفاده می‌شود و گاهی اوقات لایه ورودی، لایه محسوب نمی‌شود و به شبکه حاصل شبکه دو لایه می‌گویند. برای تقریب تابع، تابع فعالیت لایه مخفی، تابع سیگموئید یا تانژانت هیپربولیک است و تابع لایه خروجی، خطی در نظر گرفته می‌شود.

هیکین<sup>۱</sup> (۱۹۹۹) ادعا کرد که استفاده از تابع  $tansig$  موجب سرعت بخشیدن در امر آموزش شبکه می‌شود [۸]، و به همین خاطر، در تحقیق حاضر، شبکه مورد استفاده دارای یک لایه مخفی با تابع  $tansig$  بوده و لایه خروجی با تابع  $purelin$  تنظیم شده است. شماتیکی از طرح مورد استفاده برای شبکه عصبی در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶: شماتیکی از طرح شبکه عصبی پیشنهادی

نکته آخر در طراحی شبکه عصبی این است که، جهت آموزش شبکه از سه دسته داده بنام‌های داده‌های آموزش، ارزیابی و آزمون استفاده می‌شود. داده‌های آموزش در یادگیری و تغییر وزن‌ها و بایاس‌ها، بعنوان تأثیر گذارترین داده‌ها می‌باشند و از داده‌های ارزیابی جهت توقف روند آموزش و جلوگیری از وقوع پدیده‌ای بنام بیش برآزش<sup>۲</sup> استفاده می‌شود و در نهایت نتیجه آموزش با بهره‌گیری از داده‌های آزمون بررسی می‌شود. لازم به ذکر است که در این پژوهش، از شبکه‌های عصبی پس انتشار<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> Haykin

<sup>۲</sup> Over-training

<sup>۳</sup> Back propagation Neural Network



جهت مدلسازی عملکرد میراگر بر روی سازه استفاده شده است. در این شبکه تغییر وزن‌ها و بایاس‌های هر لایه، بر اساس یک رابطه بازگشتی از لایه خروجی به سمت لایه ورودی انجام می‌گیرد و نام گذاری این شبکه، به همین دلیل است.

#### ۴-۲- آموزش شبکه عصبی

جهت آموزش شبکه عصبی از آن جایی که این شبکه‌ها درون‌یاب می‌باشند. لازم است داده‌های مورد استفاده در بازه‌ای انتخاب شوند که پارامترهای بهینه در آن حوزه قرار گرفته شده باشند. بدین منظور بازه‌ی پارامترهای میراگر جرمی همانند مقاله فرشیدیانفر و سهیلی به گونه‌ای در نظر گرفته می‌شود که، سه فرکانس اول سازه، پوشش داده شود و میرایی آن سیستم کمتر از یک باشد. با این فرض، محدوده جرم بین  $50 \times 10^3$  تا  $1000 \times 10^3$  کیلوگرم، سختی فنری بین  $0.3 \times 10^6$  تا  $60 \times 10^6$  و میرایی بین  $0.1 \times 10^3$  تا  $2000 \times 10^3$ ، در نظر گرفته شد.

تعداد نمونه‌ها جهت آموزش شبکه، ۶۳۰ نمونه در محدوده‌های فوق در نظر گرفته شد که از این تعداد، ۸۰٪ نمونه‌ها، جزء نمونه‌های مورد استفاده برای آموزش و ۲۰٪ باقیمانده در دسته نمونه‌های ارزیابی قرار گرفت. در نهایت، ۲۰٪ تعداد کل نمونه‌ها یعنی ۱۲۶ نمونه دیگر غیر از نمونه‌های فوق‌الذکر جهت تست شبکه آموزش دیده، بررسی شد و ماکزیمم خطای بدست آمده پس از آموزش برای نمونه‌های تست، به عنوان معیار شبکه عصبی برتر در نظر گرفته شد.

در این پژوهش، چهار شبکه عصبی مختلف، بنام‌های شبکه با الگوریتم گرادیان توام مقیاس شده<sup>۱</sup> (*trainscg*)، شبکه با الگوریتم لوبنبرگ-مارکوآت<sup>۲</sup> (*trainlm*)، شبکه با سرعت یادگیری متغیر<sup>۳</sup> (*traingda*) و الگوریتم با تنظیم به روش بیز<sup>۴</sup> (*trainbr*) مطرح شد و نتایج شبیه سازی آنها برای زلزله‌های معیار، محاسبه شد. به صورت خلاصه، تفاوت این چهار شبکه در چگونگی آموزش شبکه عصبی و به عبارت بهتر در مسیر تغییر در وزن‌ها و بایاس‌های شبکه می‌باشد. در جدول ۳ نتایج نشان داده شده است.

جدول ۳: خطای ماکزیمم نمونه‌های تست برای چهار شبکه عصبی در چهار زلزله مورد نظر

شماره زلزله	شبکه با الگوریتم <i>trainscg</i>			شبکه با الگوریتم <i>trainlm</i>			شبکه با الگوریتم <i>traingda</i>			شبکه با الگوریتم <i>trainbr</i>		
۱	۶/۰۹۵۱	۲/۷۴۰۲	۵/۳۲۴۸	۲/۶۱۰۵	۰/۱۸۸۲۲	۴/۰۸۲۷	۸/۶۴۲۶	۳/۲۸۴۶	۸/۱۳۸۸	۲/۶۹۰۱	۰/۷۳۱۱	۳/۴۲۳۱
۲	۱۱/۸۹۲۴	۴/۱۴۶۵	۱۰/۹۹۸۵	۵/۴۱۴۴	۳/۸۸۲۹	۵/۴۴۱۷	۱۵/۷۰۸۶	۸/۱۷۲۰	۱۶/۵۲۱۱	۵/۷۸۵۱	۲/۶۸۳۲	۵/۱۳۵۷
۳	۱۰/۶۳۶۲	۴/۲۲۴۸	۶/۶۳۱۸	۸/۴۳۱۸	۴/۰۱۵۲	۷/۲۴۵۹	۱۰/۵۱۹۹	۷/۰۳۴۹	۱۴/۷۶۳۳	۷/۷۹۸۰	۱/۹۲۸۱	۳/۱۵۷۹
۴	۱۸/۱۳۵۲	۳/۸۲۹۵	۱۵/۸۷۴۱	۶/۶۴۹۶	۱/۳۹۶۲	۵/۹۷۷۸	۲۸/۴۴۷۵	۸/۷۶۸۷	۲۲/۹۶۵۸	۱/۶۸۶۰	۲/۴۱۷۲	۵/۲۳۰۴

با توجه به نتایج مشاهده شده در جدول بالا، شبکه با الگوریتم *trainbr*، خطای کمتری را از خود نشان می‌دهد و از شبکه در بهینه‌یابی پارامترهای TMD، استفاده شده است.

#### ۵- محاسبه پارامترهای بهینه TMD

با توجه به شبکه عصبی انتخاب شده در بخش قبلی، و با استفاده از تابع  $f_{mincon}$  در نرم افزار متلب، مقادیر بهینه جرم، سختی و میرایی TMD، جهت مینیمم سازی جابجایی، شتاب و جابجایی نسبی ماکزیمم سازه به طوری که هر کدام به صورت مجزا به عنوان تابع هدف در نظر گرفته شد، برای چهار زلزله بیان شده در بخش‌های پیشین استفاده شد. نتایج در

<sup>۱</sup> Scaled Conjugate Gradient

<sup>۲</sup> Levenberg- Marquardt Algorithm

<sup>۳</sup> Variable Learning Rate

<sup>۴</sup> Bayesian Regularization



جدول زیر خلاصه شده است. در جدول ۴، نتایج بهینه‌یابی با در نظرگیری مینیمم سازی ماکزیمم جابجایی سازه با نتایج مقاله آقای سهیلی و همکارانش مقایسه شده است. در مقاله آنها پارامترهای میراگر به کمک الگوریتم‌های زنبور عسل<sup>۱</sup>، مورچگان<sup>۲</sup> و الگوریتم تکامل مجموعه آشفته یا کاتوره‌ای<sup>۳</sup>، بهینه شده است. در این جدول، نتایجی که پس از بهینه‌سازی با متلب با استفاده از همان شبکه تقریب زنده بدست آمده تحت عنوان "NN with NN" و نتایج بدست آمده از روش نیومارک تحت عنوان "NN with NM" بیان شده است. در جداول ۵، ۶ و ۷، نتایج بهینه سازی انجام گرفته، به ترتیب، برای جابجایی، شتاب و جابجایی نسبی ماکزیمم سازه با شبکه عصبی، همراه با مقدار متناظر بدست آمده از روش نیومارک، البته پس از تقریب رابطه‌ی پارامترها و بهینه‌یابی در نرم افزار متلب نشان داده شده است. همانگونه که مشاهده می‌کنید، اختلاف بین مقادیر بدست آمده از شبکه عصبی پس از بهینه‌سازی و روش نیومارک مقدار ناچیزی است.

جدول ۴: مقایسه نتایج بدست آمده در پژوهش با نتایج مقاله فرشیدیانفر و سهیلی (۲۰۱۳)

زلزله	جابجایی ماکزیمم بدون جاذب	درصد کاهش جابجایی ماکزیمم سازه با تابع هدف جابجایی ماکزیمم سازه				
		ACO	ABC	SCE	NN with NN	NN with NM
Cape Mendocino	۰/۳۸۲۹	۱۴/۹۶۴۷	۱۳/۹۹۸۴	۱۲/۷۴۴۸	۲۳/۲۷۸۴	۲۱/۱۳۹۰
Coalinga	۰/۱۶۸۴	۳۶/۵۲۰۲	۳۶/۵۲۰۲	۳۵/۷۴۸۲	۳۶/۹۸۱۵	۳۶/۹۰۰۲
Landers	۰/۴۸۷۵	۸/۸۲۰۵	۲/۴۰۰۰	۵/۴۳۵۹	۵/۵۵۵۵	۵/۷۶۵۰
Loma Prieta	۰/۲۵۰۶	۴۰/۵۴۲۷	۳۲/۱۲۲۹	۳۰/۱۶۷۶	۴۱/۷۳۹۸	۴۵/۵۲۶۴

جدول ۵: نتایج بهینه‌سازی میراگر برای مینیمم‌سازی جابجایی ماکزیمم سازه و مقایسه نتایج شبکه با روش نیومارک

زلزله	پارامترهای بیشینه پاسخ سازه بدون TMD			درصد کاهش جابجایی، شتاب و جابجایی نسبی ماکزیمم سازه با هدف مینیمم‌سازی جابجایی ماکزیمم سازه با TMD					
				درصد کاهش مقادیر NN با			درصد کاهش مقادیر NM با		
	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$
Cape Mendocino	۰/۳۸۲۹	۲/۷۷۵۱	۰/۰۱۴۱	۲۳/۲۷۸۴	۰/۲۳۷۷	۲۰/۱۳۹۹	۲۱/۱۳۹۰	۰/۲۵۱۶	۲۰/۰۵۴۰
Coalinga	۰/۱۶۸۴	۳/۷۹۷۰	۰/۰۱۴۲	۳۶/۹۸۱۵	۱۹/۵۷۴۷	۳۱/۹۳۰۰	۳۶/۹۰۰۲	۱۹/۴۷۷۷	۳۱/۳۳۴۴
Landers	۰/۴۸۷۵	۴/۰۶۱۲	۰/۰۲۰۹	۵/۵۵۵۵	۱/۲۹۸۵	۰/۴۴۷۹	۵/۷۶۵۰	۱/۱۹۵۹	۳/۱۲۴۸
Loma Prieta	۰/۲۵۰۶	۱/۶۹۰۶	۰/۰۰۷۹	۴۱/۷۳۹۸	۱/۱۵۳۹	۳۲/۷۰۱۲	۴۵/۵۲۶۴	۱/۲۴۱۲	۳۳/۲۴۳۱

جدول ۶: نتایج بهینه‌سازی میراگر برای مینیمم‌سازی شتاب ماکزیمم سازه و مقایسه نتایج شبکه با روش نیومارک

زلزله	پارامترهای بیشینه پاسخ سازه بدون TMD			درصد کاهش جابجایی، شتاب و جابجایی نسبی ماکزیمم سازه با تابع هدف مینیمم‌سازی شتاب ماکزیمم سازه با TMD					
				درصد کاهش مقادیر NN با			درصد کاهش مقادیر NM با		
	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$
Cape Mendocino	۰/۳۸۲۹	۲/۷۷۵۱	۰/۰۱۴۱	۴/۵۱۳۲	۵/۷۴۷۹	۲/۵۲۹۰	۴/۰۱۸۴	۵/۸۹۰۷	۲/۴۵۵۰
Coalinga	۰/۱۶۸۴	۳/۷۹۷۰	۰/۰۱۴۲	۲۸/۶۴۷۴	۲۴/۸۷۶۴	۳۹/۷۵۷۷	۲۸/۷۸۵۱	۲۴/۰۰۵۴	۳۷/۸۳۸۷
Landers	۰/۴۸۷۵	۴/۰۶۱۲	۰/۰۲۰۹	-۱۱/۹۶۶۰	۱۹/۴۳۱۱	۲۱/۹۱۶۲	-۱۳/۰۸۹۵	۱۷/۲۳۰۹	۲۰/۴۷۵۲

<sup>1</sup> ARTIFICIAL BEE COLONY (ABC)

<sup>2</sup> ANT COLONY OPTIMIZATION (ACO)

<sup>3</sup> SHUFFLED COMPLEX EVOLUTION (SCE)

Loma Prieta	۰/۲۵۰۶	۱/۶۹۰۶	۰/۰۰۷۹	-۴۲/۹۵۷۹	۵/۶۹۷۸	-۴۲/۷۷۲۹	-۴۲/۴۵۸۴	۵/۵۶۴۰	-۴۳/۳۲۰۸
-------------	--------	--------	--------	----------	--------	----------	----------	--------	----------

جدول ۷: نتایج بهینه‌سازی میراگر برای مینم‌سازی جابجایی نسبی ماکزیمم سازه و مقایسه نتایج شبکه با روش نیومارک

زلزله	پارامترهای بیشینه پاسخ سازه بدون TMD			درصد کاهش جابجایی، شتاب و جابجایی نسبی ماکزیمم سازه با تابع هدف مینم‌سازی جابجایی نسبی ماکزیمم سازه با TMD					
				درصد کاهش مقادیر با NN			درصد کاهش مقادیر با NM		
	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$	$u_{max}$	$\ddot{u}_{max}$	$d_{max}$
Cape Mendocino	۰/۳۸۲۹	۲/۷۷۵۱	۰/۰۱۴۱	۸/۰۵۰۹	-۰/۹۴۱۴	۲۲/۵۳۳۷	۸/۱۴۰۴	-۰/۸۹۲۰	۲۳/۹۷۷۹
Coalinga	۰/۱۶۸۴	۳/۷۹۷۰	۰/۰۱۴۲	۲۳/۸۱۹۸	۲۳/۸۵۴۴	۳۸/۳۹۷۳	۲۴/۱۰۴۹	۲۳/۲۹۷۴	۴۰/۹۳۶۱
Landers	۰/۴۸۷۵	۴/۰۶۱۲	۰/۰۲۰۹	-۸/۴۸۸۶	۱۸/۴۲۳۱	۲۴/۳۲۳۹	-۷/۹۵۰۶	۱۶/۸۴۳۸	۲۱/۴۲۸۵
Loma Prieta	۰/۲۵۰۶	۱/۶۹۰۶	۰/۰۰۷۹	۴۲/۵۲۶۰	۱/۰۴۳۸	۳۵/۰۳۸۷	۴۱/۳۲۴۱	۱/۲۱۰۳	۳۳/۱۱۲۳

جدول ۸: پارامترهای بهینه میراگر بدست آمده در بهینه‌سازی‌های مختلف

زلزله	بهینه‌یابی با مینم‌سازی $u_{max}$			بهینه‌یابی با مینم‌سازی $\ddot{u}_{max}$			بهینه‌یابی با مینم‌سازی $d_{max}$		
	$M_{TMD}$	$K_{TMD}$	$C_{TMD}$	$M_{TMD}$	$K_{TMD}$	$C_{TMD}$	$M_{TMD}$	$K_{TMD}$	$C_{TMD}$
۱	۱/۹۹۸۱×۱۰ <sup>۶</sup>	۷/۹۴۴۹×۱۰ <sup>۶</sup>	۱/۴۶۱۵×۱۰ <sup>۶</sup>	۰/۰۷۰۱×۱۰ <sup>۷</sup>	۵/۵۶۵۵×۱۰ <sup>۷</sup>	۱۰۰	۰/۱۹۶۲×۱۰ <sup>۷</sup>	۱/۴۴۷۷×۱۰ <sup>۷</sup>	۰/۱۹۷۳×۱۰ <sup>۷</sup>
۲	-۰/۱۳۱۹×۱۰ <sup>۷</sup>	۳/۲۸۴۱×۱۰ <sup>۷</sup>	۰/۱۳۶۷×۱۰ <sup>۷</sup>	۲×۱۰ <sup>۶</sup>	۴/۳۵۳۴×۱۰ <sup>۷</sup>	۰/۰۳۹۹×۱۰ <sup>۷</sup>	۰/۱۹۲۳×۱۰ <sup>۷</sup>	۳/۷۲۳۸×۱۰ <sup>۷</sup>	-۰/۰۴۳۰×۱۰ <sup>۷</sup>
۳	۱/۸۸۹۴×۱۰ <sup>۶</sup>	۱/۰۰۰۳×۱۰ <sup>۶</sup>	۰/۰۰۰۱×۱۰ <sup>۶</sup>	۰/۱۹۳۲×۱۰ <sup>۷</sup>	۲/۲۴۱۵×۱۰ <sup>۷</sup>	۰/۰۲۴۱×۱۰ <sup>۷</sup>	۰/۱۱۸۰×۱۰ <sup>۷</sup>	۲/۲۱۸۸×۱۰ <sup>۷</sup>	۰/۰۵۴۳×۱۰ <sup>۷</sup>
۴	۱/۸۴۰۱×۱۰ <sup>۶</sup>	۲/۸۸۴۸×۱۰ <sup>۶</sup>	۰/۰۶۸۲×۱۰ <sup>۶</sup>	۰/۱۷۲۶×۱۰ <sup>۷</sup>	۵/۴۵۷۴×۱۰ <sup>۷</sup>	۱۰۰	۱/۷۹۲۷×۱۰ <sup>۶</sup>	۲/۸۲۲۸×۱۰ <sup>۶</sup>	۰/۳۳۴۴×۱۰ <sup>۶</sup>

## ۷- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، با استفاده از شبکه عصبی رابطه بین پارامترهای میراگر جرمی تنظیم شده، شامل جرم، سختی و میرایی آن و پارامترهای پاسخ سازه در هنگام اعمال زلزله، شامل جابجایی، شتاب و جابجایی نسبی ماکزیمم سازه در یک محدوده مشخص به خوبی تقریب زده شد. سپس به کمک بهترین شبکه انتخاب شده از میان چهار شبکه پیشنهاد شده، بهینه‌سازی میراگر با استفاده از نرم افزار متلب انجام گرفت. نتایج بدست آمده، نشان از تقریب فوق العاده شبکه در مساله بیان شده، داشت. مقایسه‌ی نتایج بهینه‌یابی پارامترهای TMD با نتایج مقاله فرشیدیانفر و سهیلی نشان می‌دهد که الگوریتم با ایجاد فضایی مناسب از نظر کاهش محاسبات در فرآیند بهینه‌سازی، موجب بررسی راحت‌تر الگوریتم بهینه‌یاب می‌شود، تا جایی که نتایج بهتری در بهینه‌سازی نسبت به الگوریتم‌های دیگر، می‌تواند بدست آید.

## مراجع

- [1] Leung A.Y.T, Zhang H. Particle swarm optimization of tuned mass dampers. Journal of Engineering Structures, ASCE; 121(10): 715-728, 2009.
- [2] Frahm H. Device for damping vibrations of bodies, United States Patent No. 989,958(1909).. 4th edition..
- [3] Den Hartog JP. Mechanical vibrations (4th ed), New York, McGraw-Hill,1956.
- [4] Warburton GB. Optimum absorber parameters for various combinations of response and excitation parameters. Earthquake Eng Struct Dynam ;10(3):381-401, 1982.
- [5] Liu, M.Y., Chiang, W.L., Hwang, J.H., and Chu, C.R., Wind-Induced Vibration of High-Rise Building with Tuned Mass Damper Including Soil-Structure Interaction. Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, Vol. 96, pp. 1092-1102.
- [6] Newmark, N.M., A method of computation for structural dynamics. Journal of Engineering Mechanics, ASCE Div. 85 (EM3), pp. 67-94. 1959.

- [6] AASHTO. LRFD bridge design specifications (4th ed.). Washington (DC): American Association of State Highway and Transportation Officials; 2007.
- [7] Chopra AK. Dynamics of structures: Theory and applications to earthquake engineering (2nd ed.), Prentice Hall, Englewood Cliffs, 2001.
- [۷] کارآموز، م.، کراچیان، ر. برنامه ریزی و مدیریت سیستم‌های منابع آب، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۲.
- [8] Haykin, D.H. Neural Networks, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1999.
- [9] Farshidianfar A., Soheili S., Optimization of TMD parameters for earthquake vibrations of tall buildings including soil structure interaction, Interaction Journal of Optimization in Civil Engineering, Int. J. Optim. Civil Eng., 2013; 3(3):409-429.