

پارامترهای بهینه میراگر جرمی تنظیم شده برای سازه‌های بلند به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

میشم رمضانی^۱، سید مهدی زهرائی^{۲*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران

۲- استاد دانشکده عمران دانشگاه تهران، تهران

mzahrai@ut.ac.ir

تاریخ دریافت: [۱۳۹۴/۴/۱۵]

تاریخ پذیرش: [۱۳۹۴/۱۰/۲۷]

چکیده- میراگرهای جرمی تنظیم شده، TMD، نوعی از جاذب‌های انرژی هستند که اگر پارامترهای فرکانس و میرایی آن‌ها به‌خوبی تنظیم شوند می‌توانند ارتعاشات سازه‌ها را کاهش دهند. برای شناسایی این پارامترها روابط تحلیلی و تجربی بسیاری ارائه شده است، که هر یک از این روابط با ساده‌سازی‌هایی در سازه و بارگذاری آن به دست آمده است. در این مقاله از شیوه‌ای جدید برای به دست آوردن این پارامترها استفاده شده است. ابتدا سازه‌هایی با تعداد طبقات مختلف (۸ تا ۸۰ طبقه) در محیط کد نویسی متلب ایجاد شده‌اند. پس از دست‌یابی به ماتریس‌های سختی، میرایی و جرم این سازه‌ها، برنامه وارد محیط سیمولینک می‌شود، و سازه همراه با TMD در محدوده تقریبی پارامترهای بهینه، تحت زلزله‌های مختلف قرار می‌گیرد. در پایان پارامترهای مناسب برای بیشترین کاهش در جابه‌جایی سازه، شناسایی می‌شوند. سپس با داشتن آمار کامل از سازه‌ها با ارتفاع‌های مختلف، کار همچون فرکانس سازه و نسبت جرمی آموزش شبکه عصبی آغاز می‌شود. به این ترتیب شبکه عصبی مورد نظر پس از آموزش دیدن می‌تواند با دریافت ورودی‌هایی همچون فرکانس و نسبت جرمی TMD، مقادیری همچون فرکانس و میرایی TMD را به عنوان خروجی ارائه کند. با استفاده از این روش مشاهده شده است که خطاهای موجود در فرکانس و میرایی بهینه TMD، نسبت به روابط تجربی دین‌هارتوگ کاهش قابل ملاحظه‌ای داشته است. بنابراین استفاده از نتایج این شیوه می‌تواند به عنوان پارامترهای بهینه TMD، با اطمینان بیشتری استفاده شود. در پایان، این مقادیر با روابط ارائه شده به وسیله دین‌هارتوگ روی یک ساختمان بلند مرتبه مقایسه شده است.

واژگان کلیدی: میراگر جرمی تنظیم شده، پارامترهای بهینه، فرکانس و میرایی، شبکه عصبی مصنوعی

۱- مقدمه

کاهش تلاطم کشتی‌ها ارائه شد. یکی از اساسی‌ترین مسائلی که طراحان در استفاده از TMD برای کاهش ارتعاشات رو به رو خواهند بود، یافتن پارامترهای بهینه آن است. به این منظور در سال ۱۹۴۰ دین‌هارتوگ^۳ اولین جزئیات پارامترهای TMD را مطرح کرد [۲]. روابط تجربی و تحلیلی بسیاری برای تخمین این پارامترها در سیستم‌های TMD و MTMD^۴ در دهه‌های اخیر پیشنهاد شده است، اما دلیل وجود این روابط گوناگون وجود عدم قطعیت در بارگذاری‌های وارد شده و همچنین ساده‌سازی‌های فرض شده در مدل‌سازی است [۴ و ۳]. از سال

به منظور کاهش ارتعاشات ناشی از باد یا زلزله‌های متوسط در ساختمان‌های بلند، ابزارهای کنترل ارتعاشات ابداع، و استفاده شده‌اند. میراگر جرمی تنظیم شده (TMD^۱) یکی از ابزارهای کاهش ارتعاشات است که به صورت غیر فعال استفاده می‌شود. پارامترهای TMD با توجه به ویژگی‌های سازه یک بار طراحی می‌شوند و در تمام مدت بهره‌برداری این ویژگی ثابت می‌ماند [۱].

مفهوم TMD اولین بار به وسیله فرام^۲ در سال ۱۹۰۹ برای

3 Den Hartog
4 Multi Tuned Mass Damper

1 Tuned Mass Damper
2 Frahm

زنورها^{۱۱} (ABC) برای یافتن پارامترهای بهینه TMD استفاده نمودند [۱۲ و ۱۱].

در این مقاله برای کاستن عدم قطعیت‌های موجود در روابط پارامترهای بهینه، از مجموعه سازه‌های با تعداد طبقات مختلف، به جای سازه یک درجه آزادی استفاده شده است. همچنین از مجموعه‌ای از زلزله‌های حوزه نزدیک و حوزه دور^{۱۰} برای یافتن این پارامترها استفاده شده است. با اعمال موارد فوق تا حد امکان می‌توان شرایط را به واقعیت نزدیک نمود تا خروجی‌های به دست آمده قابلیت اطمینان بیشتری داشته باشند.

۲- روابط حاکم بر سیستم سازه‌ای همراه با TMD

در شکل (۱) سیستم یک درجه آزادی مجهز شده به جاذب انرژی TMD نشان داده شده است. در این سیستم k, c, m به ترتیب نمایانگر سختی، میرایی و جرم سازه می‌باشند. در روابط زیر اندیس d مربوط به میراگر جرمی تنظیم شده است.

$$\bar{m} = \frac{m_d}{m} \quad (1)$$

که در رابطه بالا $\bar{m}$ نسبت جرمی است.

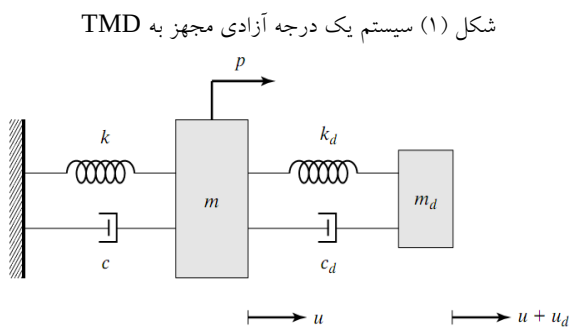


Fig. 1. Model of Single Degree Of Freedom (SDOF) system and TMD

معادله حرکت حاکم بر جرم اولیه برابر خواهد بود با:

$$(1 + \bar{m})\ddot{u} + 2\xi\omega\dot{u} + \omega^2 u = \frac{P}{m} - \bar{m}\ddot{u}_d \quad (2)$$

که در آن $\ddot{u}$ شتاب، ξ نسبت میرایی، ω فرکانس، $\dot{u}$ سرعت، u جابه‌جایی و P نیروی وارد بر سیستم چند درجه آزادی

۱۹۷۵ TMD ها با موفقیت در ساختمان‌های بلند مرتبه، برج‌ها و پل‌های عابر پیاده با اهداف مختلفی همچون کاهش ارتعاشات ناشی از باد و زلزله و عبور عابرین پیاده استفاده شدند. این استفاده گسترده نشان داد که TMD ها می‌توانند در کاهش ارتعاشات موثر باشند. برج‌های معروفی در کشورهای ژاپن، تایوان، امارات و.. وجود دارند که به TMD مجهز شده‌اند [۵]. اما کاربرد TMD ها با مشکلاتی مانند دارا بودن فرکانس بالا و تغییرات ناگهانی ناشی از بارهای زلزله روبه‌رو بود. برای حل این مشکلات سعی شد تا از چند سیستم TMD با فرکانس‌های تقریباً نزدیک به هم استفاده شود تا محدوده فرکانسی وسیع‌تری را پوشش دهد [۶].

لیونگ و همکاران^۱ در سال ۲۰۰۸ با استفاده از الگوریتم فراکاوشی ازدحام ذرات^۲ (PSO) نسبت فرکانس و میرایی بهینه TMD را برای یک سازه یک درجه آزادی که تحت ارتعاش پایه غیر ثابت قرار داشت، به دست آوردند [۷]. لیونگ و زانگ^۳ در سال ۲۰۰۹ در پژوهشی دیگر با استفاده از الگوریتم PSO پارامترهای بهینه TMD را برای یک سازه یک درجه آزادی تحت بارگذاری خارجی و ارتعاش پایه که با نویز سفید گوسی مدل شده بودند به دست آوردند و فرمول‌هایی برای این مقادیر ارائه کردند [۸]. نیگدلی و بیکاس^۴ در سال ۲۰۱۱ از الگوریتم جستجوی هم‌ساز^۵ (HS) برای یافتن پارامترهای بهینه TMD برای یک سازه ۱۰ طبقه که تحت شتاب پایه هارمونیک قرار گرفته بود استفاده نمودند [۹].

محبی و جغتایی^۶ در سال ۲۰۱۲ به بررسی اثر بخشی TMD بر کاهش پاسخ سازه تحت تحریک زلزله پرداختند و پارامترهای بهینه آن را با استفاده از الگوریتم ژنتیک^۷ توزیع شده استخراج نمودند [۱۰]. سهیلی و فرشیدیان‌فر^۸ در سال ۲۰۱۳ در دو پژوهش متفاوت از الگوریتم اجتماع مورچه‌ها^۹ (AC) و اجتماع

1 Leung et al.

2 Particle swarm optimization

3 Leung and Zhang

4 Bekdas and Nigdeli

5 Harmony Search

6 Mohebbi and Joghataie

7 Genetic algorithm

8 Soheili and Farshidianfar

9 Ant colony

10 Artificial Bee Colony

11 Far field and Near field

$$[M]_{n \times n} \{\ddot{u}\} + [C]_{n \times n} \{\dot{u}\} + [K]_{n \times n} \{u\} = \begin{Bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_n \end{Bmatrix}_{n \times 1} \quad (6)$$

که در آن F نیروی ناشی از زلزله است که به هر طبقه وارد می‌شود. به این ترتیب شتاب در نقطه‌ای که TMD قرار داده شده (معمولاً بالاترین تراز سازه) به دست خواهد آمد. بنابراین TMD به عنوان یک سیستم یک درجه آزادی با شتاب مطلق که از حاصل جمع شتاب زلزله و شتاب ترازای که TMD در آن قرار دارد تحلیل می‌شود و نیروی متناظر با TMD، با ضرب جرم TMD در شتاب مطلق آن به دست خواهد آمد که آن را می‌توان به سازه، در ترازای که TMD قرار دارد اعمال نمود. با وارد کردن نیروی متناظر با TMD به تراز n سازه، در رابطه (۶) ترم نیرو به صورت زیر تغییر می‌کند:

$$\begin{Bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_n + F_{TMD} \end{Bmatrix}_{n \times 1} \quad (7)$$

در شکل (۲) سازه بدون جاذب انرژی در سیمولینک، مشاهده می‌شود. برای قرار دادن TMD در سازه، مانند شکل (۳) خروجی‌هایی از شتاب ورودی زمین و شتاب سازه در محل قرار گیری TMD گرفته می‌شود و در نهایت با شتاب خود TMD جمع خواهد شد، با ضرب این شتاب در جرم TMD نیروی متناظر با آن محاسبه می‌شود و به سازه اعمال می‌شود.

شکل (۲) بلوک طراحی شده در سیمولینک برای سازه بدون TMD

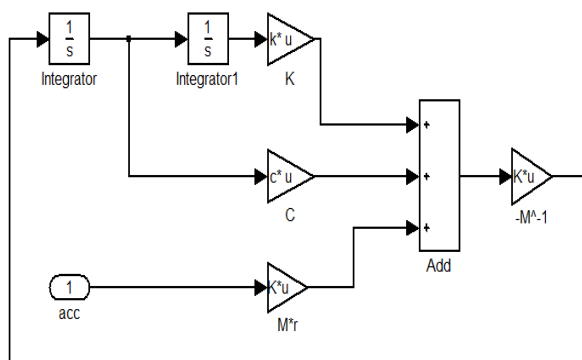


Fig. 2. The model of Simulink designed for an uncontrolled structure.

است. معادله حرکت حاکم بر میراگر جرمی برابر خواهد بود با:

$$\ddot{u}_d + 2\xi_d \omega_d \dot{u}_d + \omega_d^2 u_d = -\ddot{u} \quad (3)$$

معادله حرکت سیستم چند درجه آزادی را به فرم ماتریسی زیر می‌توان نوشت:

$$[M] \{\ddot{u}\} + [C] \{\dot{u}\} + [K] \{u\} = -[M] \ddot{u}_g \quad (4)$$

که در آن M, C, K به ترتیب بیانگر ماتریس‌های جرم، میرایی و سختی سازه است. در نتیجه از رابطه بالا شتاب وارد بر سازه را می‌توان مطابق رابطه زیر استخراج نمود:

$$\{\ddot{u}\} = -[M]^{-1} \{[C] \{\dot{u}\} + [K] \{u\} + [M] \{r\} \ddot{u}_g\} \quad (5)$$

۱-۲- شبیه‌سازی TMD در سیمولینک

سیمولینک یک ابزار شبیه‌سازی همراه با نرم‌افزار متلب است. موارد استفاده از سیمولینک عمومی هستند و مانند بسیاری دیگر از نرم‌افزارهای شبیه‌سازی مهندسی، منحصر به کاربردهای خاصی نیست. با استفاده از سیمولینک می‌توان رفتار یک سیستم را بدون نیاز به ساختن آن، تنها با داشتن روابط حاکم بر آن، با صرفه‌جویی در هزینه و زمان به صورت دینامیکی تحلیل نمود. در این مقاله به دلیل حجم بالای محاسبات برای تامین یک دیتابیس قوی نیاز به استفاده از نرم‌افزار متلب خواهد بود. برای مدل‌سازی TMD در سیمولینک دو راه وجود دارد:

۱. در نظر گرفتن محل قرار گرفتن TMD به عنوان ترازای جداگانه؛ در صورت استفاده از این روش ماتریس‌های جرم، سختی و میرایی سازه در حالت بدون TMD تغییر خواهد کرد.
۲. قرار دادن نیروی متناظر با TMD به محل قرارگیری آن؛ در صورت استفاده از این روش می‌توان سازه و TMD را با مشخصات مخصوص به خودشان به طور جداگانه و بدون هیچ گونه تغییری تحلیل نمود.

در این مقاله از روش دوم برای شبیه‌سازی TMD در سیمولینک استفاده شده است. برای استفاده از این روش سازه چند درجه آزادی، تحت تحریک یک مرحله از بارگذاری قرار می‌گیرد. بنابراین برای یک سازه n درجه آزادی خواهیم داشت:

شکل (۳) بلوک طراحی شده در سیمولینک برای سازه مجهز شده به TMD

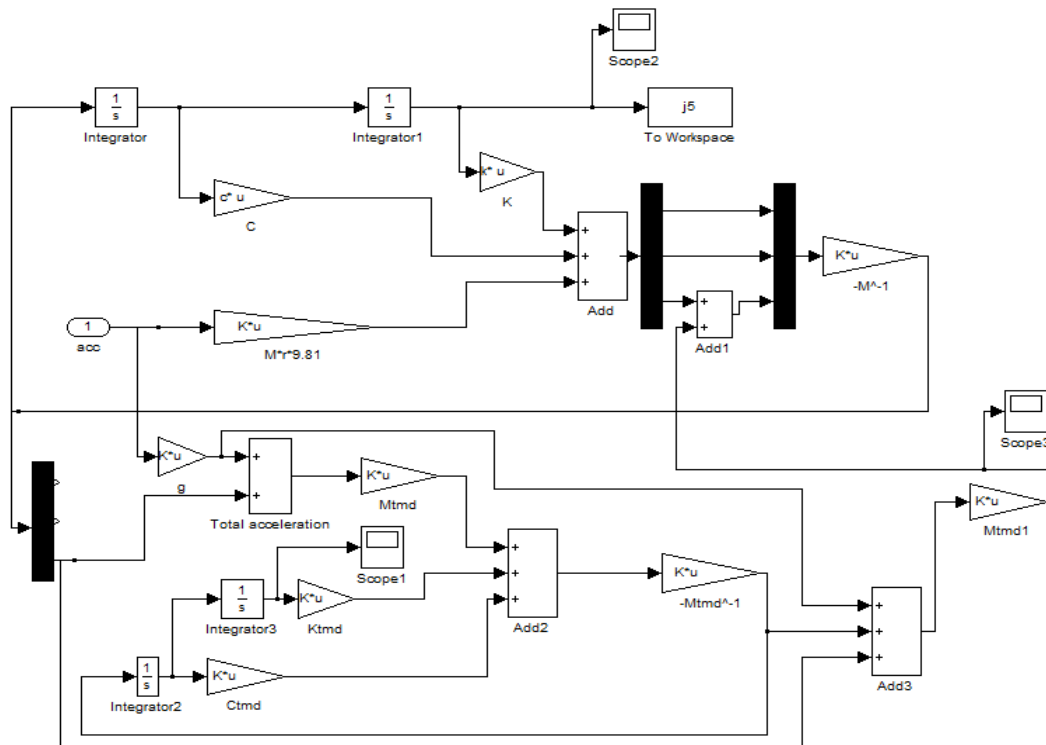


Fig. 3. The model designed in Simulink for a structure with 3 degrees of freedom equipped with TMD

میرایی میراگر جرمی در حالت بهینه است.

برای سازه‌هایی دارای میرایی، این مقادیر اصلاح می‌شوند که روابط تجربی آن به صورت زیر است [۲]:

$$\bar{\alpha}_{opt} = \alpha_{opt} - (0.241 + 1.7\bar{m} - 2.6\bar{m}^2)\xi_s - (1 - 1.9\bar{m} + \bar{m}^2)\xi_s^2 \quad (10)$$

$$\bar{\xi}_{opt} = \xi_{opt} + (0.13 + 0.12\bar{m} + 0.4\bar{m}^2)\xi_s - (0.01 + 0.9\bar{m} + 3\bar{m}^2)\xi_s^2 \quad (11)$$

که ξ_s نسبت میرایی سیستم چند درجه آزادی است. در ادامه پارامترهای ارائه شده به وسیله این روابط مبنای مقایسه با شبکه عصبی قرار خواهد گرفت.

۴- شبکه عصبی مصنوعی

دانشمندان با مشاهده سیستم‌های بیولوژیکی و سیستم‌های طبیعی برای آن‌ها توصیفاتی ارائه کردند و سپس این توصیفات ریاضی به یک سری بلوک‌های محاسباتی تبدیل شدند که این بلوک‌ها به شکل شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم ازدحام ذرات و ... به وجود آمدند که به آن‌ها هوش محاسباتی

۳- پارامترهای بهینه براساس روش دن هارتوگ

مطابق روش دن هارتوگ اگر کم کردن جابه‌جایی به عنوان هدف مورد نظر باشد، در حالی که سازه تحت تحریک سینوسی با فرکانس ω قرار بگیرد، می‌توان از این روش استفاده کرد. بار باد را با تقریب خوبی می‌توان به صورت تحریک سینوسی معادل کرد اما تحریک‌های زلزله که محتوای فرکانس وسیعی دارند عملکرد TMD را با شک و تردید روبه رو می‌کنند. دن هارتوگ پارامترهای بهینه را برای سیستم یک درجه آزادی مطابق روابط زیر بیان می‌کند [۲]:

$$\alpha_{opt} = \frac{1}{1 + \bar{m}} \quad (8)$$

$$\xi_{opt} = \sqrt{\frac{3\bar{m}}{8(1 + \bar{m})}} \quad (9)$$

که α_{opt} بیان‌گر نسبت فرکانس میراگر جرمی تنظیم‌شده در حالت بهینه به فرکانس طبیعی سیستم یک درجه آزادی است که بهتر است کمی کوچکتر از یک اختیار شود و ξ_{opt} نسبت

گفته می‌شود. مهمترین خاصیت این الگوریتم‌ها الهام گرفتن از طبیعت است، چرا که طبیعت با توجه به زمانی که در اختیار داشته تقریباً بهترین راه ممکن را انتخاب کرده است [۱۳].

به دنبال پردازش و حل سریع تر مسائل، شبکه عصبی مصنوعی، که یک سامانه پردازش داده‌ها است، با ایده گرفتن از مغز انسان مطرح شده است. در شبکه‌های عصبی پردازش داده‌ها به عهده پردازنده‌های کوچکی که به صورت شبکه به هم پیوسته و موازی با یکدیگر کار می‌کنند است. از مزایای این شبکه مصنوعی، سرعت زیاد در پاسخگویی و همچنین توان پاسخ‌گویی به سوال‌های بدون جواب بر اساس تجربه و آموزش می‌باشد. به عبارت دیگر هرچه داده‌هایی که برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شود بیشتر باشد، شبکه عصبی با دقت بیشتری آموزش می‌بیند و هنگام خروجی گرفتن از آن دچار خطای کمتری می‌شود [۱۳].

فلاد و کارتام^۱ در سال ۱۹۹۴ مطالبی در مورد مفهوم، استفاده و ظرفیت کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مهندسی عمران را مطرح نمودند. آنها در کار خود از فرم محبوب شبکه عصبی پیشرونده تحت نظارت، استفاده کردند. در این پژوهش برای اولین بار تفسیر گرافیکی شبکه عصبی معرفی شد و در واقع هدف، اطمینان از توسعه این تکنولوژی در مهندسی عمران بود [۱۴].

در آن سال‌ها شبکه عصبی مصنوعی در زمینه‌های فرآیند بهینه‌سازی، پیش‌بینی خطر لرزه‌ای، طبقه‌بندی سیگنال‌های ارزیابی غیر مخرب، تخمین ارزش سازه و ... توسعه پیدا کرد [۱۵ و ۱۶]. در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در کنترل فعال ارتعاشات توجه زیادی را به خود جلب کرده است [۱۷ و ۱۸].

۴-۱- داده‌های شبکه عصبی

در این مقاله از ویژگی مدل‌سازی و تقریب توابع شبکه‌های عصبی استفاده خواهد شد تا فرکانس و میرایی بهینه TMD به دست آید.

سازه‌های شبیه سازی شده در نرم افزار متلب تحت تحریک

زلزله در جهت طولی قرار گرفته‌اند. برای این منظور از دو زلزله حوزه دور و دو زلزله حوزه نزدیک که به وسیله‌ی انجمن بین‌المللی کنترل سازه پیشنهاد شده، استفاده شده است. این زلزله‌ها شامل السترو^۲، ۱۹۴۰، هاجینوهه^۳، ۱۹۶۸، نورتریج^۴ ۱۹۹۴ و کوبه^۵ ۱۹۹۵ است. برای بالا بردن تعداد داده‌ها برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی و همچنین کاهش عدم قطعیت‌ها، ۴ زلزله دیگر نیز علاوه بر رکورد های ذکر شده در نظر گرفته شده است.

داده‌ها در شبکه عصبی به سه دسته تقسیم می‌شوند:

۱. داده‌های آموزشی^۶

۲. داده‌های اعتبار سنجی^۷

۳. داده‌های آزمایشی^۸

برای آموزش شبکه عصبی از ۶۴۴ داده استفاده شده است. این اطلاعات از پارامترهای بهینه TMD برای ساختمان‌های ۸ تا ۸۰ طبقه و تحت زلزله‌های مختلف به دست آمده است. از این تعداد اطلاعات، ۷۰ درصد آن سهم داده‌های آموزشی، ۱۵ درصد آن سهم داده‌های اعتبار سنجی و ۱۵ درصد آن سهم داده‌های آزمایشی است.

شبکه عصبی بخشی از داده‌ها را به صورت سوال و جواب در اختیار می‌گیرد و به وسیله‌ی آن به نورو^۹ها آموزش می‌دهد. سپس در حین آموزش بخشی از داده‌ها را بدون جواب در اختیار نوروها قرار می‌دهد تا روند آموزش را بیازماید و در پایان قسمتی از داده‌ها را که در فرآیند آموزش و اعتبارسنجی استفاده نشده‌اند را برای آزمون نهایی استفاده می‌کند. شباهت داده‌های اعتبار سنجی و داده‌های آزمایشی در این است که برای هر دو، داده‌ها بدون جواب در اختیار نوروها قرار می‌گیرند؛ ولی تفاوت عمده آن‌ها این است که داده‌های اعتبار سنجی در حین فرآیند آموزش استفاده می‌شوند تا از بروز

2 El Centro

3 Hachinohe

4 Northridge

5 Kobe

6 Train Data

7 Validation Data

8 Test Data

9 Neuron

1 Flood and Kartam

خروجی‌های شبکه عصبی فرکانس TMD و میرایی متناظر با آن می‌باشد. بنابراین کاربر با وارد کردن مشخصاتی از سازه مشخصات بهینه TMD را به عنوان خروجی دریافت می‌کند.

شکل (۴) مشخصات لایه‌های ورودی و خروجی شبکه عصبی مصنوعی

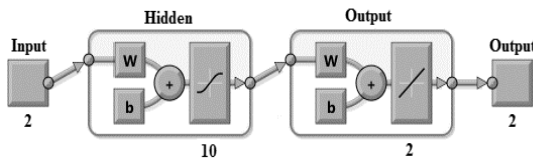


Fig. 4. Specification of input and output layers of artificial neural network (ANN)

۵- مقایسه نتایج شبکه عصبی و روابط تجربی

با مقایسه پارامترهای بهینه TMD برای نمونه‌های تحلیل شده، که از طریق اجرای نرم‌افزار سیمولینک به دست آمده و جواب‌هایی که روابط دن‌هارتوگ به‌عنوان مقادیر بهینه ارائه می‌کنند، میانگین خطاها و انحراف از میانگین خطاها به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

شکل (۵) توزیع میانگین خطاهای موجود در فرکانس بهینه، ارائه شده توسط رابطه دن‌هارتوگ

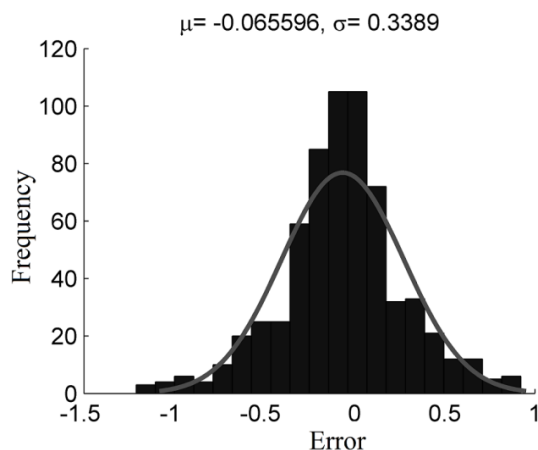


Fig. 5. Distribution of mean errors occurred in calculation of optimal TMD frequency based on Den Hartog equations

در تصویر بالا μ, σ معرف میانگین و انحراف از میانگین است و مطابق رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (12)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N}} \quad (13)$$

پدیده بیش برآزش^۱ جلوگیری کنند، اما داده‌های آزمایشی در پایان فرآیند آموزش استفاده می‌شوند تا عملکرد سیستم را ارزیابی کنند. از مهمترین عواملی که ممکن است موجب به وجود آمدن این پدیده در آموزش شبکه عصبی شود، می‌توان به مواردی همچون وجود پراکندگی زیاد در داده‌های آموزشی و تعداد کم این داده‌ها اشاره نمود. در صورتی که حین آموزش شبکه عصبی بیش برآزش رخ دهد، شبکه عصبی بعد از آموزش دیدن، قابلیت تعمیم به سؤال‌هایی که جواب آن‌ها مشخص نیست را نخواهد داشت؛ چراکه شبکه عصبی تنها داده‌های آموزشی را حفظ کرده است. با افزایش تعداد داده‌های استفاده شده در شبکه عصبی، می‌توان احتمال بروز بیش برآزش را کاهش داد؛ اما به دلیل اینکه در بیشتر مسائل مهندسی محدودیت تعداد داده وجود خواهد داشت، انتخاب ۷۰ درصد داده‌های آموزشی و ۳۰ درصد داده‌های اعتبارسنجی و آزمایشی راهبرد قابل قبولی است. علاوه بر مساله انتخاب درصد داده‌ها، مساله انتخاب هوشمندانه داده‌ها نیز امری مهم است. در صورتی که داده‌های آموزشی تمام فضای نمونه را پوشش دهند و داده‌های اعتبارسنجی و آزمایشی انتخاب شده نیز در عین تصادفی بودن تا حد امکان فضای نمونه را پوشش دهند احتمال بروز بیش برآزش به کمترین مقدار کاهش خواهد یافت. پس از آموزش شبکه عصبی، در صورتی که اختلاف زیادی بین دقت دسته‌بندی داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایشی وجود داشته باشد می‌توان گفت در شبکه عصبی، بیش برآزش رخ داده است.

برای آموزش نوروها از دو پارامتر فرکانس مد اول سازه و نسبت جرمی به‌عنوان ورودی استفاده شده است. مطابق با (شکل ۴) تعداد لایه‌های پنهان ۱۰ عدد با تابع عملکرد لگاریتمی سیگموئید^۲ و تعداد لایه‌های خروجی ۲ عدد با تابع عملکرد خطی همانی^۳ در نظر گرفته شده است. به منظور آموزش شبکه عصبی نیز از الگوریتم لوبنبرگ-مارکواردت^۴ استفاده شده است.

- 1 Over Fitting
- 2 Log-sigmoid function
- 3 Linear function
- 4 Levenberg-Marquardt

مطابق با شکل (۷) با کم کردن این مقادیر از یکدیگر، خطای موجود در روابط به‌دست می‌آید. به منظور انجام یک مقایسه علمی از دو معیار میانگین مربعات خطاها^۳ و میانگین جذر مربعات خطاها^۴ استفاده شده است.

شکل (۸) مقایسه همبستگی مقادیر فرکانس بهینه و مقادیر به‌دست آمده از روابط دن‌هارتوگ

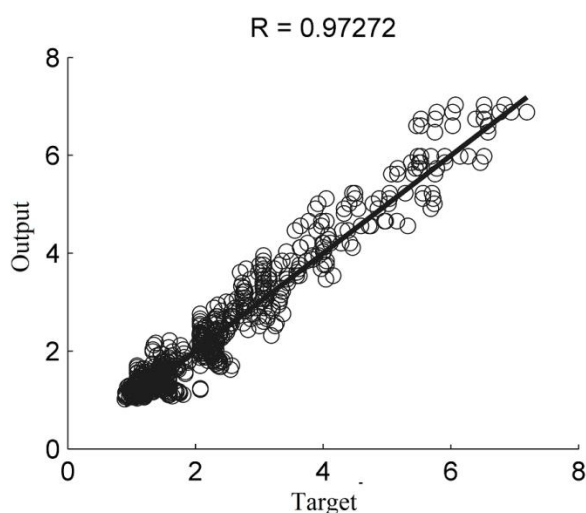


Fig. 8. The linear regression and correlation of target and output values in calculation of optimal TMD frequency based on Den Hartog equations

شکل (۹) توزیع میانگین خطاهای موجود در میرایی بهینه، ارائه شده به وسیله‌ی رابطه دن‌هارتوگ

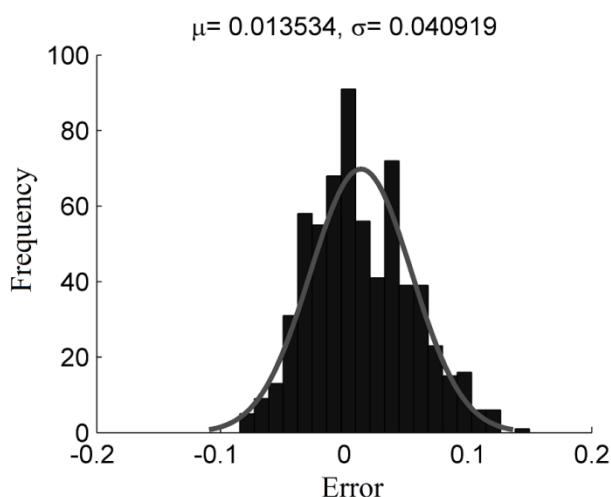


Fig. 9. Distribution of mean errors occurred in calculation of optimal TMD damping ratio based on Den Hartog equations

شکل (۶) مقایسه مقادیر فرکانس بهینه از مقادیر به‌دست آمده از روابط دن‌هارتوگ

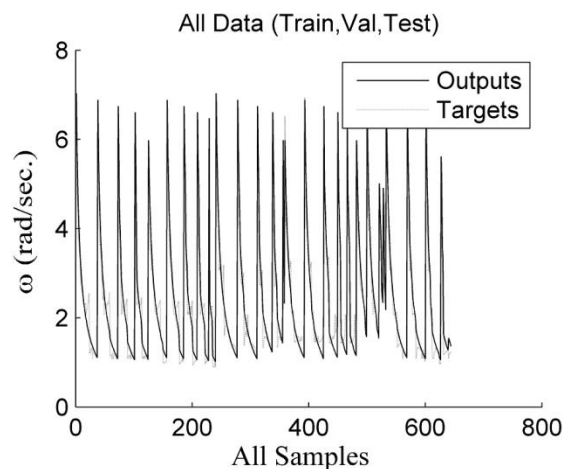


Fig. 6. Comparing the target and output values of optimal TMD frequency based on Den Hartog equations

در (شکل ۶) می‌توان مقادیر بهینه و مقادیری را که رابطه دن‌هارتوگ ارائه می‌کند، مشاهده نمود. در این تصویر مقادیر بهینه‌ای که از طریق تحلیل سازه‌ها به‌دست آمده، به عنوان مقادیر هدف^۱ و مقادیری که روابط دن‌هارتوگ با توجه به پارامترهایی مثل فرکانس و میرایی سازه ارائه می‌کنند به عنوان خروجی^۲ مقایسه شده‌اند.

شکل (۷) خطای موجود در مقادیر هدف و خروجی‌های روابط فرکانس بهینه براساس روابط دن‌هارتوگ

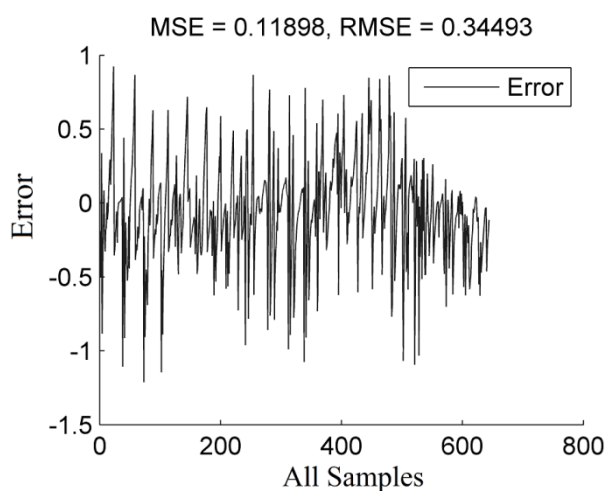


Fig. 7. Error in target and output values for optimal TMD frequency based on Den Hartog equations

3 Mean square error
4 Root mean square error

1 Target
2 Output

در صورت استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، این سیستم بعد از حدود ۴ تکرار توانست نورون‌ها را به خوبی آموزش دهد. همان‌گونه که در شکل (۱۳) مشاهده می‌شود، این سیستم با هدف کاهش میانگین جذر مربعات خطاهای موجود در داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایشی را به خوبی کاهش داده است. مقدار اختلاف ناچیز بین میانگین جذر مربعات خطاهای داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایشی، مبین آموزش درست، بدون به وجود آمدن پدیده بیش برآزش در شبکه عصبی است.

شکل (۱۳) روند سعی و خطای شبکه عصبی برای آموزش نورون‌ها

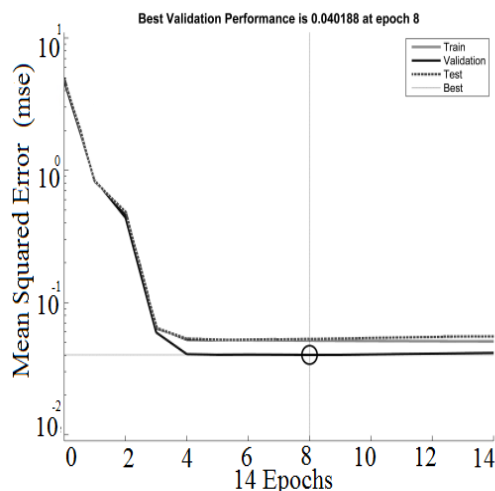


Fig. 13. Trial and error process for training the neural network neurons

این شبکه طوری طراحی شده است که اگر در روند آموزش شبکه عصبی، تا ۶ مرحله متوالی بهبودی مشاهده نشود، الگوریتم متوقف شود و بهترین جواب تا آن مرحله شناسایی شود. با توجه به شکل (۱۴) در تکرار پنجم نسبت به تکرار چهارم اندکی بهبود مشاهده می‌شود، اما بعد از تکرار پنجم، دو مرحله عدم بهبود نسبت به مرحله پنجم وجود دارد، ولی در مرحله هشتم دوباره سیستم عملکرد بهتری را نسبت به مرحله پنجم نشان می‌دهد؛ پس از مرحله هشتم ۶ مرحله عدم بهبود منجر به توقف الگوریتم آموزش می‌شود و در نهایت تکرار هشتم به‌عنوان بهترین عملکرد انتخاب می‌شود. با آموزش شبکه عصبی مقایسه مقادیر هدف و خروجی‌های شبکه عصبی به صورت زیر انجام می‌شود.

شکل (۱۰) مقایسه مقادیر میرایی بهینه فرکانس بهینه از مقادیر به دست آمده از روابط دن‌هارتوگ

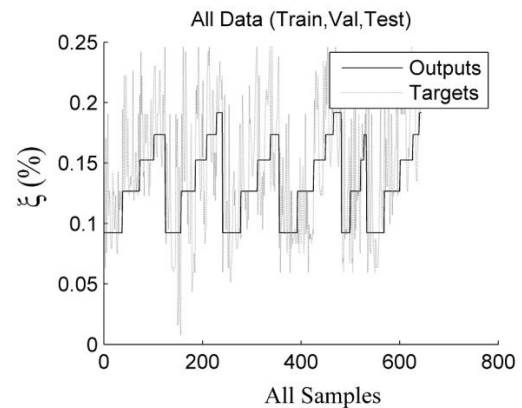


Fig. 10. Comparing the target and output values of optimal TMD damping ratio based on Den Hartog equations

شکل (۱۱) خطای موجود در مقادیر هدف و خروجی‌های روابط میرایی بهینه براساس روابط دن‌هارتوگ

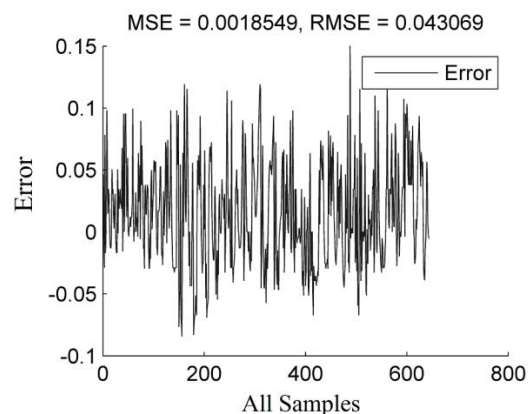


Fig. 11. Error in target and output values for optimal TMD damping ratio based on Den Hartog equations

شکل (۱۲) مقایسه همبستگی مقادیر میرایی بهینه و مقادیر به دست آمده از روابط دن‌هارتوگ

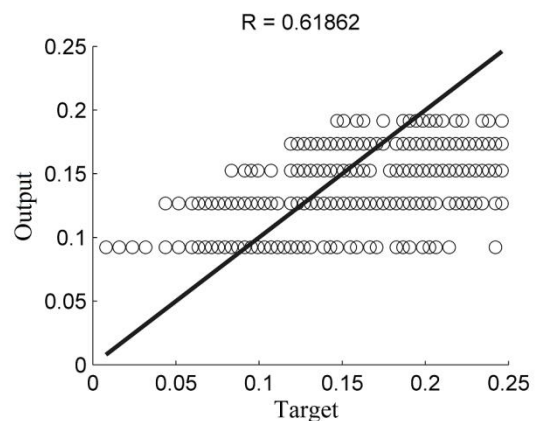


Fig. 12. The linear regression and correlation of target and output values in calculation of optimal TMD damping ratio based on Den Hartog equations

شکل (۱۷) خطای موجود در مقادیر هدف و خروجی‌های روابط فرکانس

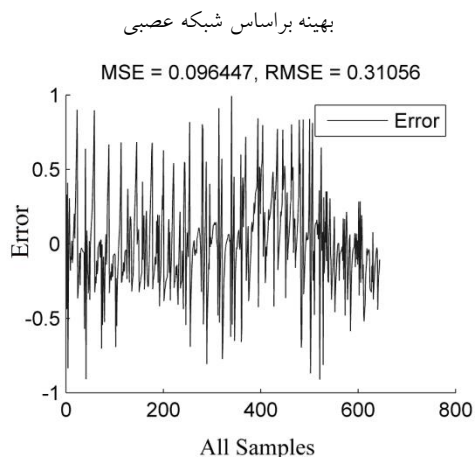


Fig. 17. Error in target and output values for optimal TMD frequency based on ANN method

شکل (۱۸) مقایسه همبستگی مقادیر فرکانس بهینه و مقادیر به دست آمده از

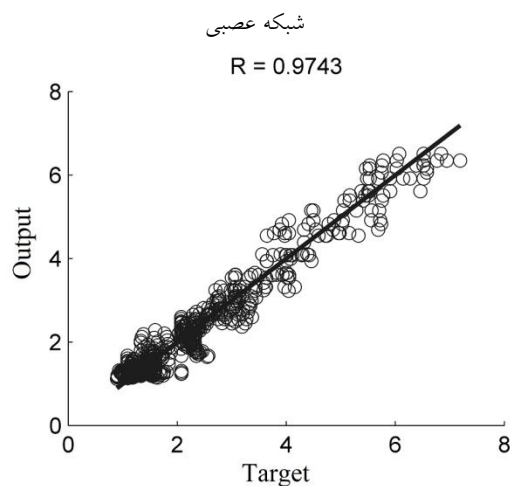


Fig. 18. The linear regression and correlation of target and output values in calculating optimal TMD frequency based on ANN method

شکل (۱۹) توزیع میانگین خطاهای موجود در میرایی بهینه، ارائه شده

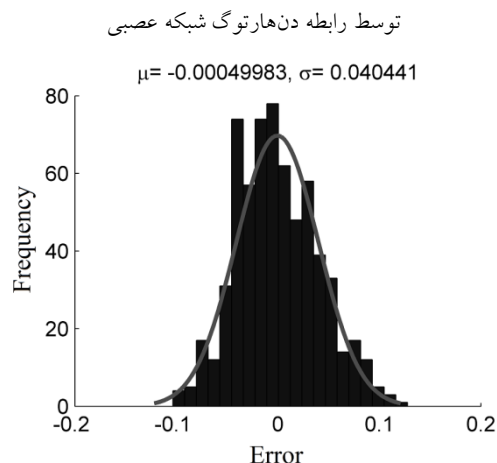


Fig. 19. Distribution of mean errors of calculating optimal TMD damping ratio based on ANN method

شکل (۱۴) مراحل بهبود آموزش شبکه عصبی

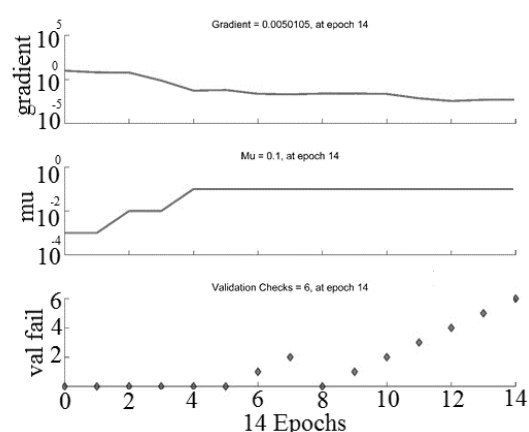


Fig. 14. The epochs of improving neural network

شکل (۱۵) توزیع میانگین خطاهای موجود در فرکانس بهینه، توسط

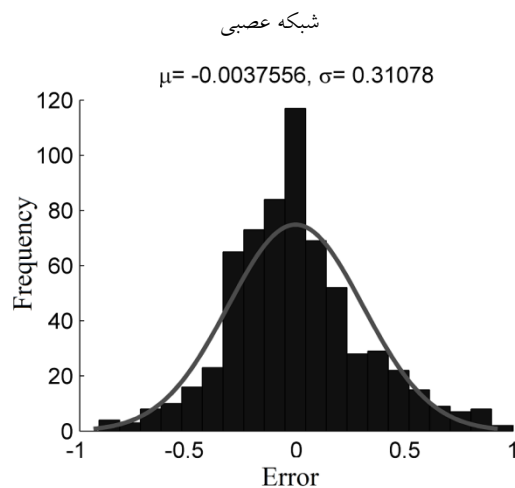


Fig. 15. Distribution of mean errors of calculating optimal TMD frequency based on ANN method

شکل (۱۶) مقایسه مقادیر فرکانس بهینه از مقادیر به دست آمده از شبکه

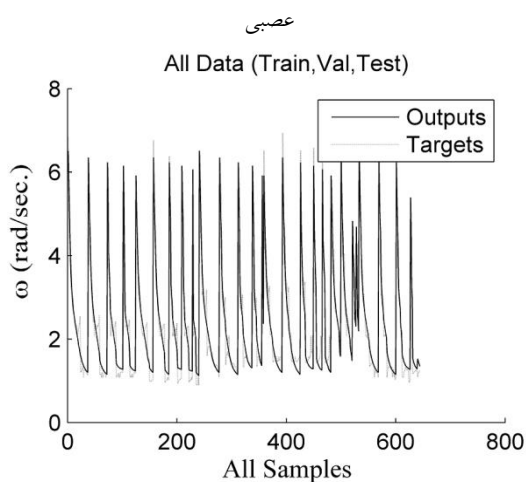


Fig. 16. Comparing the target and output values of optimal TMD frequency based on ANN method

۶- کاربرد پارامترهای بهینه TMD به وسیله‌ی

شبکه عصبی مصنوعی در یک سازه

در این مقاله برای کنترل پارامترهای بهینه TMD که به وسیله‌ی شبکه عصبی مصنوعی به دست می‌آیند، ساختمانی بتنی با تعداد طبقات ۲۰، و ارتفاع طبقات ۳ متر و جرم کل ساختمان برابر ۵۷۶ تن، در نرم افزار اپنسیس^۱ مدل شده است که پریود آن در جدول (۱) قابل مشاهده است. در این ساختمان از TMD با نسبت جرمی ۰/۰۵ برای کنترل ارتعاشات استفاده شده است. این ساختمان تحت زلزله کاپه مندوسینو^۲ قرار داده شده و میانگین مجذور مربعات جابه‌جایی‌های بام به ازای پارامترهای مختلف TMD به دست آمده است. لازم به گفتن است که این زلزله جزء زلزله‌های مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی نیست.

برای بررسی عملکرد TMD از معیار کمینه مجذور مربعات جابه‌جایی‌ها استفاده شده است:

$$C = \frac{\|X_c\|}{\|X_{uc}\|} \quad (14)$$

$$\|.\| = \sqrt{\frac{1}{t_f} \int_0^{t_f} (.)^2 dt} \quad (15)$$

که در آن X مقدار جابه‌جایی افقی، زیرنویس c بیانگر حالت کنترل شده و زیرنویس uc بیانگر حالت کنترل نشده است. بنابراین ارزیابی با تقسیم مقادیر کنترل شده به حالت کنترل نشده به وسیله‌ی معیار C صورت می‌پذیرد.

جدول (۱) پریودهای ساختمان بیست طبقه بتنی

Mode number	1st	2nd	3rd
T (sec.)	1.3711	1.2404	0.9510

Table 1. Periods of the 20-story concrete building

مقادیر بهینه پارامترهای TMD که به وسیله‌ی شبکه عصبی مصنوعی پیشنهاد می‌شود، برابر است با: $\xi_{TMD} = 0.1676$ و $\omega_{TMD} = 3.9653$ که به خوبی با شکل (۲۳) از به دست آمدن تغییرات پارامترها هماهنگی دارد.

شکل (۲۰) مقایسه مقادیر میرایی فرکانس بهینه از مقادیر به دست آمده

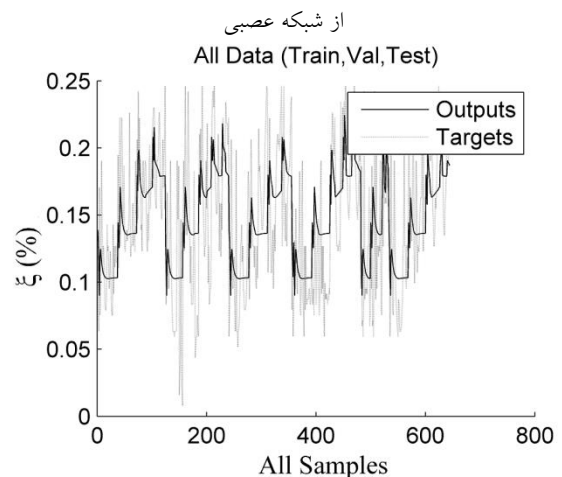


Fig. 20. Comparing the target and output values of optimal TMD damping ratio based on ANN method

شکل (۲۱) خطای موجود در مقادیر هدف و خروجی‌های

روابط میرایی بهینه براساس شبکه عصبی

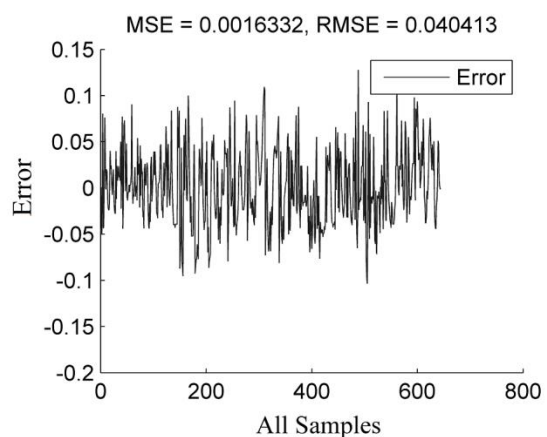


Fig. 21. Error in target and output values for optimal TMD damping ratio based on ANN method

شکل (۲۲) مقایسه همبستگی مقادیر میرایی بهینه و مقادیر به دست آمده از

شبکه عصبی

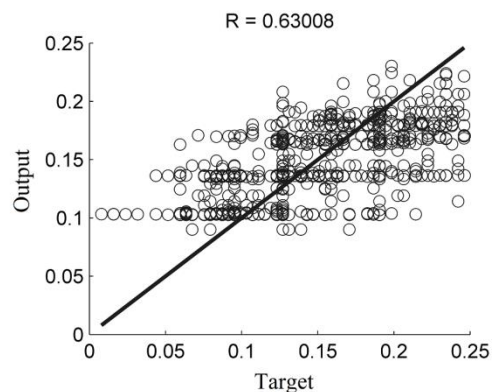


Fig. 22. The linear regression and correlation of target and output values in calculating optimal TMD damping ratio based on ANN method

1 OpenSees

2 Cape Mendocino

بر اساس شبکه عصبی و روابط دن هارتوگ در (جدول ۲ و ۳) ارائه شده است:

جدول (۲) مشخصات داده‌های آماری رابطه دن هارتوگ

	ω (rad / sec.)	ξ (%)
μ	-0.065596	0.013534
σ	0.338900	0.040919
MSE	0.118980	0.001855
RMSE	0.344930	0.043069
R	0.972720	0.618620

Table 2. The statistical indices related to Den Hartog equations

جدول (۳) مشخصات داده‌های آماری شبکه عصبی

	ω (rad / sec.)	ξ (%)
μ	0.003756	0.00050
σ	0.310780	0.04044
MSE	0.096447	0.00163
RMSE	0.310560	0.04041
R	0.974300	0.63008

Table 3. The statistical indices related to ANN method

با مقایسه بین مشخصات داده‌های آماری بر اساس روابط دن هارتوگ و شبکه عصبی، میزان بهبود این پرامترها در جدول (۴) خلاصه می‌شود.

جدول (۴) میزان بهبود پارامترهای آماری

	ω (rad / sec.)	ξ (%)
μ	94.27%	96.30%
σ	8.30%	1.17%
MSE	18.94%	12.13%
RMSE	9.96%	6.17%
R	0.00%	1.82%

Table 4. Improvement of statistical indices

با مقایسه شکل‌های (۵ تا ۸) که مربوط به روابط تجربی پارامتر فرکانس و (شکل‌های ۱۸ تا ۱۹) که مربوط به مقادیر ارائه شده فرکانس به وسیله شبکه عصبی است و همچنین با مقایسه شکل‌های (۹ تا ۱۲) که مربوط به روابط تجربی پارامتر میرایی و شکل‌های (۱۹ تا ۲۲) که مربوط به مقادیر ارائه شده میرایی به وسیله شبکه عصبی است در تمام پارامترهای آماری بهبود مشاهده می‌شود.

شکل (۲۳) بررسی پارامتریک مشخصات TMD برای یافتن مقدار بهینه

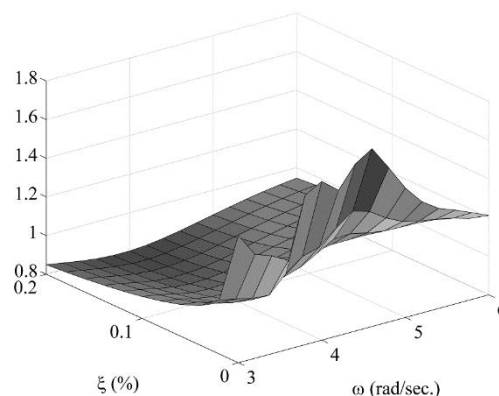


Fig. 23. Parametric investigation of TMD mechanical properties to find optimal condition

شکل (۲۴) مقایسه جابه‌جایی بام در حالت کنترل نشده کنترل شده

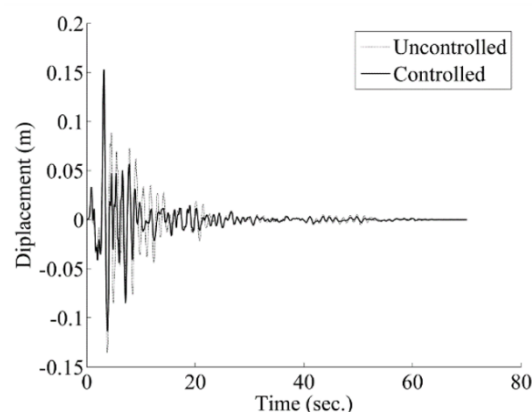


Fig. 24. Comparing the roof displacement in controlled and uncontrolled cases

در شکل (۲۴) جابه‌جایی بام در دو حالت کنترل نشده و کنترل شده نمایش داده شده است. مشخصات TMD در حالت کنترل شده به وسیله شبکه عصبی پیشنهاد شده است. در این مقایسه میانگین جذر مربعات جابه‌جایی بام به میزان ۱۹٪ کاهش داشت:

$$C = \frac{\|X_c\|}{\|X_{uc}\|} = \frac{0.017}{0.021} = 0.81$$

این در حالی است که با بررسی پارامتریک مشخصات TMD در شکل (۲۳):

$$\min(C) = \frac{\min(\|X_c\|)}{\|X_{uc}\|} = \frac{0.0169}{0.021} = 0.80$$

به عبارت دیگر TMD در بهترین مشخصات خود، می‌تواند ۲۰٪ میانگین جذر مربعات جابه‌جایی‌ها را کاهش دهد. خلاصه نتایج به‌دست آمده از مقایسه مقادیر خروجی و هدف،

۷- نتیجه گیری

در این پژوهش تلاش شد تا با ارائه روشی نوین به بررسی پارامترهای بهینه جاذب غیر فعال انرژی (TMD) پرداخته شود. بدین منظور با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از سیستم‌های چند درجه آزادی با تعداد طبقات مختلف برای تولید داده‌های مورد استفاده در شبکه عصبی استفاده شد. همچنین با در نظر گرفتن زلزله‌های متفاوت در حوزه‌های دور و نزدیک، عدم قطعیت‌ها در به دست آوردن پارامترهای بهینه کاهش یافت.

نکته قابل تأمل در روابط تجربی ارائه شده برای میرایی و فرکانس بهینه این است که پارامترهای TMD فقط به میرایی ذاتی، فرکانس مود اول سازه و نسبت جرمی TMD وابسته هستند، اما شبکه عصبی توانسته تا حدودی این رفتار را شناسایی کند و با توجه به این الگو به پیش‌بینی میرایی و فرکانس بهینه بپردازد. در واقع اهمیت استفاده از این الگوریتم مربوط به این بخش می‌شود که در تعریف یک رابطه تحلیلی یا تجربی، تأثیر بعضی از عوامل هنوز شناسایی نشده یا به دلیل پیچیدگی رفتار، ساده‌سازی شده‌اند. این در حالی است که با استفاده کردن از شبکه عصبی، بدون اینکه نیاز به درک کامل از پارامترهای مؤثر بر رفتار TMD وجود داشته باشد، این عوامل به‌طور غیرمستقیم در پیش‌بینی رفتار TMD در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین تمام مقادیر ارائه شده در بهبود پارامترهای آماری نشان دهنده لحاظ کردن عواملی بوده که در روابط پارامترهای بهینه، از آن چشم‌پوشی شده است.

در ادامه به بررسی پارامترهای TMD در یک سازه بیست طبقه پرداخته شد. میزان خطای به وجود آمده در میانگین مجزور مربعات جابه‌جایی بام این سازه از روش شبکه عصبی در حدود ۱ درصد به دست آمد. این میزان خطا نشان دهنده قابل اعتماد بودن پارامترهای میرایی و فرکانس استخراج شده از شبکه عصبی است.

۸- مراجع

References

- [1] Iemura, H., Pradono, M.H. *Structural Control*, Kyoto, Japan, Kyoto University.
- [2] Connor, J.J. (2002). *Introduction to Structural Motion Control*, Prentice Hall PTR
- [3] Bakre, S. V., Jangid, R. S. Optimum parameters of tuned mass damper for damped main system. *Struct. Control Health Monit.* (2007); 14:448-470.
- [4] Lin CC, Ueng JM, Huang TC. Seismic response reduction of irregular buildings using passive tuned mass dampers. *Engineering Structures* (1999), 22(5): 513-524.
- [5] Soong, T. T., Reinhorn, A. M., Aizawa, S. and Higashino, M. Recent structural applications of active control technology, *J. Struct. Con-trol* (1994), 1 (2), 5-21.
- [6] Clark, J. (1988). Multiple passive TMDs for reducing earthquake induced building motion, *Proceedings of ninth world conference on Earthquake Engineering*, Vol. 5, Tokyo Kyoto Japan.
- [7] Leung, A. Y. T., Zhang, H., Cheng, C. C. and Lee, Y. Y., Particle swarm optimization of TMD by non-stationary base excitation during earthquake, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 37, No.9 (2008), 1223-1246.
- [8] Leung, A. Y. T. and Zhang, H., Particle swarm optimization of tuned mass dampers, *Engineering Structures*, Vol. 31, No.3 (2009), 715-728.
- [9] Bekdas, G. and Nigdeli, S.M., Estimating optimum parameters of tuned mass dampers using harmony search, *Engineering Structures*, Vol. 33, No.9 (2011), 2716-2723.
- [10] Mohebbi, M. and Joghataie, A., Designing optimal tuned mass dampers for nonlinear frames by distributed genetic algorithms, *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, Vol. 21, No.1 (2012), 57-76.
- [11] Farshidianfar, A. and Soheili, S., Ant colony optimization of tuned mass dampers for earthquake oscillations of high-rise structures including soil-structure interaction, *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Vol. 51, No. 0, (2013), 14-22.
- [12] Farshidianfar, A. and Soheili, S., ABC optimization of TMD parameters for tall buildings with soil structure interaction, *Interaction and Multiscale Mechanics*, Vol. 6, No. 4, (2013), 339-356.
- [13] Haykin, S. *Neural Networks- A Comprehensive Foundation*, Second Edition (1998)
- [14] Flood, I., Kartam, N. Neural networks in civil engineering I: Principles and understanding., *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 8, No. 2, April, (1994).
- [15] Garrett, J., Case, M, Westervelt, J., Hall, J., Yerramareddy, S., Herman, A., Sim, R., and Ranjithan, S., (1993). "Engineering applications of neural networks." *J. Intelligent Manufacturing*, 4(1).
- [16] Wong, F., Tung, A., and Dong, W. (1992). "Seismic hazard prediction using neuralnets." *Proc., IOth World Conf. on Earthquake Engrg.*, 339-343.
- [17] Li, Q. S., Liu, D. K., Leung, A. Y. T., Zhang, N., Tam, C. M., Yang, L. F., Modelling of structural response and optimization of structural control system using neural network and genetic algorithm. *Struct. Design Tall Build.* 9, 279-293 (2000)
- [18] Li, L., Song, G., Ou, J., Nonlinear structural vibration suppression using dynamic neural network observer and adaptive fuzzy sliding mode control. *Journal of Vibration and Control*, 16(10): 1503-1526, (2010)

Optimal Parameters of Tuned Mass Damper for Tall Buildings by Neural Networks

M. Ramezani¹, S.M. Zahrai^{2*}

1- Graduate Student of Earthquake Engineering, The University of Tehran, Tehran, Iran.

2- Professor, School Civil Engineering, The University of Tehran, Tehran, Iran

mzahrai@ut.ac.ir

Abstract:

There are a variety of tools like vibration absorbers to reduce the vibration of structures by dissipating imposed energy. Tuned mass Damper, TMD, is a vibration system with a mass and spring usually installed on the top of a structure. TMDs are kind of absorbers that could reduce vibrations if the parameters of frequency and damping are well tuned. There are many analytical and empirical relations to identify these parameters obtained by structure simplification and loading. This research demonstrates that neural networks can be used effectively to identify optimal parameters of TMDs. In this paper, a new method is proposed to determine these parameters. For this purpose, several buildings with a number of different stories (8 to 80) are first created in MATLAB code. After obtaining the stiffness, damping and mass matrix of the structures, the program enters the Simulink environment and then the structure with TMD tuned in the approximate range of optimal parameters is analyzed under different earthquakes. These ground motion records, including two near field and two far field records suggested by the International Association of Structural control are used. To increase the number of data used to train artificial neural network and reduce uncertainty, in addition to the records mentioned, four other earthquake was considered. The TMD Mass, damping coefficient and frequencies are assumed as the design variables of the controller; and the objective is set as the reduction of the maximum displacement of the building.

In the end, the parameters for the maximum reduction in lateral displacement of structures are identified. Then neural network training begins to have a complete database of structures with different stories. The number of hidden layer neural network and the number of layer's output are considered respectively ten and two. To train the neural network of Six hundred and forty-four data have been used. Of these numbers, 70% is the share of training data, and 15% is the share of Validation data, while the remaining 15% is share of test data. Accordingly, the neural network after training can evaluate frequency and damping ratio of TMD based on input such as frequency and TMD mass ratio. Using this method, it has been observed that errors in the frequency and damping optimum TMD have been reduced particularly compared to empirical relations of Den Hartog. This reduces the errors caused by factors not considered in the relation due to various reasons. For example, these factors maybe not identified yet, or because of the complexity of behavior have been simplified. However, using a neural network without fully understanding the parameters influencing the behavior of TMD, these factors indirectly are considered to predict the behavior of TMD. Therefore, the results of this method can be used to optimize the parameters of TMD, to be used with greater confidence. Finally, these values are compared with those provided by Den Hartog in a high-rise building. The results showed that for the building, parameters provided by neural network are approximately 1 percent different from the actual value of the optimal values.

Keywords: Tuned mass damper, optimum TMD parameters, neural networks.