

تعیین مشخصات سازه با استفاده از پارامترهای

مودال سازه و بکارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی:

ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری

در تعیین مشخصات مجهول سازه‌ها نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم آموزش و یادگیری بیشترین سرعت همگرایی و کمترین خطا را نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. الگوریتم اجتماع ذرات سرعت و خطای قابل قبولی را نشان داده است. میزان خطای الگوریتم ژنتیک در مقایسه با دو الگوریتم دیگر قابل توجه است.

کلمات کلیدی

پایش سلامت سازه‌ها، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم اجتماع ذرات، الگوریتم آموزش و یادگیری.

شهاب امانت^۱، حامد خرازی^۲، مریم بیطرف^{۳*}

۱- فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران،

دانشکده فنی دانشگاه تهران

۲- دانشجوی دکتری مهندسی سازه، دانشکده مهندسی

عمران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران

۳- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشکده فنی

دانشگاه تهران

پست الکترونیکی نویسندگان:

۱- amanat.shahab@ut.ac.ir

۲- hamed.kharrazi@sharif.edu

۳- maryam.bitaraf@ut.ac.ir

چکیده

در این تحقیق به مقایسه‌ی دقت و سرعت همگرایی روش‌های فراابتکاری مختلف در تعیین سختی المان‌های سازه با استفاده از پارامترهای مودال سازه و تعریف یک تابع هدف مناسب پرداخته می‌شود. بدین منظور، یک قاب یک‌بعدی سه طبقه و شش طبقه و یک خرپای دوطبقه بررسی می‌گردد. روش‌های فراابتکاری شامل بهینه‌سازی ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری است. تابع هدف، حاصل جمع دو عبارت توان دوم اختلاف فرکانس اول سازه‌ی مورد بررسی با فرکانس اول سازه‌ی حاصل از ماتریس سختی فرضی در هر نسل و اندازه‌ی بردار اختلاف شکل مودی اول سازه‌ی مورد بررسی و سازه‌ی حاصل از ماتریس سختی فرضی در هر نسل است. در الگوریتم‌های فراابتکاری مورد استفاده، با به حداقل رساندن مقدار تابع هدف، مقدار سختی المان‌های سازه‌ها بدست‌آمد که کارایی بالای روش‌های فراابتکاری را

ABSTRACT This paper investigates the accuracy and convergence rate of different metaheuristic algorithms in determining the stiffness of structural elements using structural modal parameters and defining a suitable objective function. To achieve this purpose, three different structures, including a three-story one-dimensional frame, a six-story one-dimensional frame and a two-dimensional truss, were investigated. The metaheuristic algorithms, employed in this study, were Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization, and Teaching-learning-based Optimization. The objective function utilized in this study consists of two terms; the first part involves the squared difference between the first frequency of the structure obtained from the responses of the investigated structure and the first frequency obtained from the hypothetical stiffness matrix in each generation of algorithms. The second part measures the norm of the difference between the first mode shape of the structure obtained from the responses of the investigated structure and the first mode shape obtained from the hypothetical stiffness matrix in each generation of algorithms. By minimizing the objective function, the Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization, and Teaching-learning-based Optimization determined the element stiffness of the three-story, six-story and truss structures, thus demonstrating the high efficiency of metaheuristic algorithms in resolving unknown parameters of structures. The average run time for the Genetic Algorithm was 3.38 seconds, 4.47 seconds, and 15.73 seconds for the three respective problems. For Particle Swarm Optimization, the times were 3.76 seconds, 6.47 seconds, and 16.76 seconds. The Teaching-learning-based Optimization achieved times of 1.92 seconds, 4.51 seconds, and 12.76 seconds. The Teaching-learning-based Optimization exhibited the highest convergence rate and the lowest error compared to the Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization. For example, in the two-dimensional truss, the values of the objective function in the last iteration of the Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization, and Teaching-learning-based Optimization were

Determination of structural properties using structural modal properties and optimization algorithms: Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization and Teaching-learning-based Optimization

Shahab Amanat¹, Hamed Kharrazi², Maryam Bitaraf

¹- M.Sc. in Structural Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

²- Ph.D. Candidate in Structural Engineering, Department of Civil Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

³- Assistant Prof., Faculty of Civil Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

¹ Corresponding Author: Email: maryam.bitaraf@ut.ac.ir

$0.012,6 \times 10^{-4}$ and 4×10^{-4} , respectively. The Particle Swarm Optimization demonstrated an acceptable convergence rate and error compared to the Genetic algorithm. The Genetic Algorithm, however, displayed a significant error rate in determining the stiffness of structural elements compared to the other two algorithms.

KEYWORDS

Structural health monitoring, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization algorithm, Teaching-learning-based Optimization algorithm.

۱- مقدمه

گسترش جمعیت و توسعه‌ی روزافزون فناوری، بشر را به سمت احداث زیرساخت‌های عمرانی متعددی نظیر ساختمان‌های بلندمرتبه، پل‌ها، سدها و غیره سوق داده است. زیرساخت‌های عمرانی ممکن است به مرور زمان در اثر بلاهای طبیعی و غیرطبیعی نظیر زلزله، باد، بار ترافیکی و غیره دچار آسیب شوند. همچنین وجود عدم قطعیت‌ها و وقوع برخی از خطاها در طراحی و یا در حین اجرا اجتناب‌ناپذیر است. در نتیجه، به منظور کاهش خسارت جانی و هزینه‌های نگهداری و همچنین افزایش عمر بهره‌برداری سازه، کنترل و تحلیل آسیب احتمالی سازه در طول دوره بهره‌برداری از اهمیت بسیار قابل توجهی برخوردار است. این امر سبب شده است که مفاهیم پایش سلامت سازه‌ها در چندین دهه‌ی گذشته مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته و مقالات متعددی [۱] در این زمینه ارائه گردد.

تحقیقات موجود در ادبیات فنی، پایش سلامت سازه‌ها را به سه گروه کلی شامل بررسی مدل‌های عددی [۲-۶]، مدل‌های آزمایشگاهی [۷-۹] و عملیاتی یک سازه واقعی [۱۰-۱۲] تقسیم‌بندی می‌نماید. بررسی عملیاتی سازه‌های واقعی علاوه بر هزینه مالی و زمانی قابل توجه، به ابزار و تجهیزات ویژه نیز نیاز دارد. این در حالی است که مدل‌های عددی این امکان را فراهم می‌نمایند که قبل از پیاده‌سازی سیستم پایش سلامت پیشنهادی بر روی یک سایت واقعی، با صرفه‌جویی قابل ملاحظه‌ای در هزینه‌های مالی و زمانی، صحت سیستم پایش سلامت بررسی شود تا در صورت نیاز اصلاح گردد.

قسمت قابل توجهی از تحقیقات در بخش پایش سلامت سازه‌ها، ارائه‌ی رویکرد مناسب به منظور تشخیص خرابی است. داده‌های بدست آمده از مدل‌های عددی، آزمایشگاهی و سایت‌های واقعی باید به درستی تحلیل و بررسی شوند تا موقعیت خرابی احتمالی را مشخص کنند. به این منظور محققین روش‌های متعددی را در این زمینه پیشنهاد داده‌اند؛ بسیاری از این روش‌ها بر اساس تحلیل‌های آماری [۱۳]، روش‌های یادگیری ماشین [۱۴، ۱۵] و غیره هستند. لازم به ذکر است که در داده‌های برداشت شده از یک سازه، خطاهایی ناشی از عوامل محیطی، بهره‌برداری و غیره وجود دارد. در نتیجه، هر چه یک روش پیشنهادی به خطای موجود در داده‌ها حساسیت کمتری داشته باشد و بتواند خرابی احتمالی را به درستی با خطاهای موجود تشخیص دهد، کاربردی‌تر خواهد بود.

رویکرد بکار گرفته شده در بسیاری از روش‌های موجود در ادبیات فنی پایش سلامت سازه‌ها، ارائه شیوه‌ای است که اختلاف میان فرکانس‌ها و اشکال مودال یک سازه واقعی و مدل عددی آن را تحت بارگذاری دینامیکی به حداقل برساند. به این منظور یوئن^۱ و همکاران [۱۶] روشی برای به‌روزرسانی مدل سازه‌ای بی‌زی^۲ با استفاده از داده‌های مودال مربوط به فرکانس‌های طبیعی و اشکال مودال ارائه دادند. رویکرد آن‌ها برای یافتن محتمل‌ترین مقادیر پارامترهای مدل ساختاری و مودال سیستم، استفاده از یک طرح تکراری شامل یک سری مسائل بهینه‌سازی خطی جفت شده است. روش ارائه شده توسط آن‌ها نیاز به حل مسئله مقدار ویژه برای هر مدل ساختاری و تطبیق حالت‌های اندازه‌گیری شده با حالت‌های مربوطه از مدل ساختاری ندارد. این روش بر خلاف بسیاری از روش‌های موجود در ادبیات فنی است. با توجه به آنکه مدل آن‌ها چندان به نویز حساس نیست، به نظر می‌رسد مدل پیشنهادی آن‌ها از نظر قدرت محاسباتی موثر و مقاوم است.

محققین متعددی با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری و هوش مصنوعی سعی بر ارائه‌ی رویکردهایی نوین به منظور بررسی خرابی در سازه‌های عمرانی داشته‌اند. تیاحت^۳ و همکاران [۱۷] یک رویکرد کاربردی جدید مبتنی بر الگوریتم ژنتیک^۴ برای تشخیص آسیب در ساختارهای قاب سه بعدی ارائه کردند. آن‌ها یک قاب سه

^۱ Yuen

^۲ Bayesian structural model

^۳ Tiachacht

^۴ Genetic Algorithms

بعدی دو طبقه را به عنوان یک مثال عددی برای شناسایی آسیب در سازه با استفاده از روش پیشنهادی خود بررسی کردند. نتایج آن‌ها هیچ خطایی در پیش‌بینی مکان آسیب نداشت؛ با این حال یک خطای جزئی در تشخیص شدت آسیب مشاهده کردند. در نتیجه آن‌ها نشان دادند که الگوریتم ژنتیک یک ابزار کارآمد برای تعیین کیفی آسیب‌های منفرد و چندگانه با دقت بالا در ساختارهای قاب سه‌بعدی است. لی^۱ و همکاران [۱۸] کارایی چهار تابع هدف بر پایه فرکانس‌های طبیعی سازه را با استفاده از الگوریتم اجتماع ذرات^۲ و روش اجزا محدود^۳ در تشخیص آسیب مقایسه نمودند. نتایج شبیه‌سازی آن‌ها عملکرد و برتری تابع تناسب را برای سناریوی آسیب مفرد و چندگانه نشان داد.

پرز-رامیرزیک^۴ و همکاران [۱۹] با استفاده از یک استراتژی دو مرحله‌ای شامل تحریک طبیعی سازه و حل یک مسئله بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، پارامترهای مودال را تخمین زدند. آن‌ها دقت و موثر بودن روش پیشنهادی خود را در ارزیابی پاسخ شبیه‌سازی شده‌ی یک سازه‌ی مرجع و نتایج حاصل از مطالعه‌ی یک ساختمان هشت طبقه‌ای نشان دادند. بندرا^۵ و همکاران [۲۰] یک روش تشخیص الگوی خرابی مبتنی بر شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک ارائه دادند. رویکرد آن‌ها می‌تواند با استفاده از توابع پاسخ فرکانسی به طور موثر آسیب‌های غیرخطی را برای سطح معینی از تحریک تشخیص دهد. همچنین، آن‌ها بیان داشتند که شبکه‌ی عصبی آموزش دیده با مجموع توابع پاسخ فرکانسی به نتایج مطلوب‌تری در مقایسه با آموزش با توابع پاسخ فرکانسی تک دست می‌یابد. مدل آن‌ها قابلیت شناسایی خرابی غیرخطی در سازه‌ها را دارد.

الکساندرینو^۶ و همکاران [۲۱] یک استراتژی دو مرحله‌ای برای شناسایی سیستمی سازه‌های عمرانی برای پایش سلامت سازه با استفاده از تبدیل موجک و الگوریتم ژنتیک ارائه دادند. نتایج به‌دست‌آمده از آزمایش یک ساختمان واقعی هشت طبقه توسط آن‌ها نشان می‌دهد که استراتژی پیشنهادی آن‌ها می‌تواند پارامترهای مودال را به‌طور دقیق تخمین زند.

^۱ Li
^۲ Particle Swarm Optimization (PSO)
^۳ Finite element
^۴ Pérez-Ramírez
^۵ Bandara
^۶ Alexandrino

فنادی و همکاران [۲۲] از المان قاب با اتصال نیمه صلب به جای تیر اوپلر برنولی برای تشکیل مدل اجزا محدود تیر آزمایشگاهی و تولید یک مدل عددی با کیفیت استفاده کردند. در این نوع المان، با تعیین مقدار بهینه‌ی درجه‌ی صلبیت انتهایی اتصالات با به کارگیری روش‌های بهینه‌سازی، تطبیق بیشتری میان نتایج آزمایشگاهی و عددی در مدل آن‌ها ایجاد شد. آن‌ها در تحقیق خود از دو تابع هدف شامل معیار اطمینان مودال کل اصلاح‌شده^۷ و تغییرات در فرکانس‌های طبیعی استفاده کردند و با استفاده از سه روش بهینه‌سازی گرگ خاکستری^۸، بهینه‌سازی مبتنی بر گرادیان^۹ و روش تقویت‌شده‌ی گرگ خاکستری، به مقدار بهینه‌ی تابع هدف دست یافتند. در تحقیق آن‌ها، روش تقویت‌شده‌ی گرگ خاکستری با معیار اطمینان مودال کل اصلاح‌شده در کمترین زمان به مطلوب‌ترین نتایج می‌رسد.

در تحقیقی دیگر، فنادی و کورهللی [۲۳] از الگوریتم بهینه‌سازی کپک مخاطی^{۱۰} و بهینه‌سازی شکارچیان دریایی^{۱۱} جهت تعیین میزان خرابی در سازه‌هایی با مقیاس بزرگ استفاده کردند. نتایج حاصل از این روش‌ها با روش‌های بهینه‌سازی شیر مورچه^{۱۲}، بهینه‌سازی نهنگ^{۱۳} و بهینه‌سازی ملخ^{۱۴} مقایسه شد. آن‌ها از سه تابع هدف شامل معیار اطمینان مودال^{۱۵}، معیار اطمینان مودال کل اصلاح‌شده و معیار بردار فرکانس طبیعی اطمینان^{۱۶} جهت بهینه‌سازی تابع هدف استفاده کردند. سازه‌های مورد بررسی عددی شامل خرپای دوبعدی با ۵۳ المان و برج تلویزیونی گوانگژو^{۱۷} بود. همچنین، یک قاب سه طبقه تحت عنوان مطالعه‌ی آزمایشگاهی بررسی شد. آن‌ها بیان نمودند که بهترین نتایج با استفاده از معیار اطمینان مودال کل اصلاح‌شده به عنوان تابع هدف و روش بهینه‌سازی تقویت‌شده‌ی کپک مخاطی بدست می‌آید. در تحقیق آن‌ها، روش بهینه‌سازی شکارچیان دریایی، علی‌رغم دستیابی به

^۷ Modified total modal assurance criterion (MTMAC)

^۸ Grey Wolf Optimization (GWO)

^۹ Gradient-based Optimization

^{۱۰} Slime mold algorithm

^{۱۱} Marine predators algorithm

^{۱۲} Ant lion optimizer

^{۱۳} Whale optimization algorithm

^{۱۴} Grasshopper optimization algorithm

^{۱۵} Modal assurance criterion

^{۱۶} Natural frequency vector assurance criterion

^{۱۷} Guangzhou TV Tower

نتایج مطلوب، زمان اجرایی بیشتری نسبت به سایر روش‌های بهینه‌سازی داشت.

ی‌فی^۱ و همکاران [۲۴] روشی جدید برای شناسایی آسیب در سازه‌ها توسعه دادند که از یک مدل‌سازی جایگزین پیشرفته برای تولید یک روش بهینه‌سازی ترکیبی، شامل بهینه‌سازی خوشه‌بندی K میانگین^۲ و الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کند. هسته اصلی در این روش، استفاده از روش قابل اعتماد و کم‌هزینه‌ی بسط چند جمله‌ای آشوب^۳ به عنوان جایگزینی برای مدل‌های اجزا محدودی است. این روش، کارایی مناسبی در بهینه‌سازی تابع هدف دارد. آن‌ها کارایی و قابلیت اطمینان این روش پیشنهادی را در برخورد با مشکلات به‌روزرسانی مدل‌های اجزا محدودی و شناسایی آسیب در یک سد آزمایشگاهی با مقیاس کوچک بررسی کردند. روش پیشنهادی آن‌ها می‌تواند به عنوان یک ابزار بسیار کارآمد و بالقوه با همگرایی سریع و دقت بالا، برای شناسایی آسیب در سازه‌های بزرگ و پیچیده به کار رود.

بطور کلی امروزه الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری برای حل مسائل مختلفی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۲۵-۲۷]. تحقیقات گسترده در این زمینه حاکی از این مسئله است. به عنوان مثال کومار^۴ و همکاران [۲۸] یک بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری چند هدفه بر اساس چارچوب مرتب‌سازی غیرمسلط^۵ و ذخیره‌سازی راه‌حل در یک آرشو خارجی برای دستیابی به سازه‌ای با مشخصات مطلوب پیشنهاد داده‌اند. این تکنیک علاوه بر بهبود سرعت جستجو و نرخ همگرایی الگوریتم، دستیابی به مجموعه بهینه پرتو نزدیک به راه‌حل‌های پرتو واقعی را امکان‌پذیر می‌کند.

در مسائلی با تعداد متغیر اندک و تابع هدف ساده، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی کلاسیک به راحتی امکان‌پذیر می‌باشد؛ اما زمانی که تعداد متغیرها قابل توجه باشد و یا تابع هدف مسئله بصورت غیرخطی و پیچیده باشد، روش‌های فراابتکاری کارایی بهتری خواهند داشت. هدف از این تحقیق ارائه‌ی یک رویکرد ساده و نوین برای تشخیص آسیب در مسائل پیچیده سازه‌ای است. تمرکز این تحقیق بر مقایسه‌ی دقت و سرعت همگرایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری مختلف می‌باشد. در تحقیق حاضر سعی می‌شود تا با

^۱ YiFei

^۲ K-means clustering optimizer

^۳ Sparse polynomial chaos expansion model

^۴ Kumar

^۵ Non-dominated sorting

استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی ژنتیک [۲۹، ۳۰]، اجتماع ذرات [۳۱] و آموزش و یادگیری^۶ [۳۲، ۳۳]، رویکردی برای شناسایی محل و میزان آسیب در سازه‌های عمرانی بر پایه مشخصات مودال سازه ارائه شود. در اثر آسیب‌های وارده بر سازه‌های عمرانی، ماتریس جرم تغییر قابل ملاحظه‌ای نمی‌کند. در حقیقت آسیب‌های وارده بر سازه، سبب تغییر قابل توجهی در ماتریس سختی سازه می‌شود. بنابراین در این تحقیق در گام اول با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری و تعریف تابع هدف مناسب، پس از حداقل نمودن تابع هدف، ماتریس سختی سازه‌ی آسیب‌دیده محاسبه می‌شود و سپس با استفاده از آن محل و میزان هر گونه خرابی در سازه مشخص می‌شود. به منظور بررسی عددی این رویکرد، کارایی روش به کار رفته برای هر سه الگوریتم بهینه‌سازی، با استفاده از مدل‌های عددی تحت بارگذاری دینامیکی مشخص کنترل می‌شود. نوآوری تحقیق حاضر، ارائه یک رویکردی بوده که بتوان با به حداقل رساندن تابع هدفی متشکل از فرکانس و مود شکل اول سازه، سختی المان‌ها یا طبقات سازه را به صورت مستقیم تعیین کرد. این رویکرد در واقع مقدار سختی المان‌ها را به گونه‌ای تعیین می‌نماید که مشخصات مودال سازه‌ی تعیین‌شده توسط آن، بیشترین تطابق را با مشخصات مودال سازه‌ی واقعی (حاصل از آنالیز نتایج بدست آمده از سنسورهای متصل بر سازه) داشته باشد. همچنین در این تحقیق به مقایسه‌ی دقت و سرعت همگرایی روش‌های فراابتکاری مختلف شامل بهینه‌سازی ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری در تعیین سختی المان‌های سه سازه‌ی مختلف شامل قاب یک‌بعدی سه طبقه، قاب یک‌بعدی شش طبقه و یک خرپای دوبعدی پرداخته می‌شود. از آنجایی که رویکرد ارائه شده تلاش بر حداقل نمودن یک تابع هدف مشخص می‌نماید، برخلاف بسیاری از روش‌های موجود در ادبیات فنی نسبت به خطاهای محیطی حساسیت کمتری دارد.

۱-۱- تعریف مسئله

بررسی و تحلیل سازه‌ها، با در دست داشتن مشخصات سازه به آسانی امکان‌پذیر است. منظور از مشخصات سازه، ماتریس‌های جرم، سختی و میرایی می‌باشد. در صورت مشخص شدن این ماتریس‌ها، می‌توان مشخصات مودال سازه نظیر فرکانس‌های طبیعی و اشکال مودی را برای سازه تعیین نمود. همچنین در این حالت به راحتی

^۶ Teaching-Learning-Based Optimization (TLBO)

می‌توان پاسخ سازه را نسبت به هر نوع بارگذاری دلخواه مشخص کرد.

ماتریس جرم سازه، از جرم المان‌های تشکیل‌دهنده‌ی سازه حاصل می‌گردد. در صورتیکه درجات آزادی به صورت گسسته باشند، معمولاً ماتریس جرم به صورت یک ماتریس قطری می‌باشد. اما در صورتیکه سازه با استفاده از درجات آزادی پیوسته مدل شود، ماتریس جرم از حالت قطری خارج شده و درایه‌های خارج از قطر اصلی مقداری غیر صفر دارند. برخی از محققین بر این باورند که در صورتیکه مجموع درایه‌های هر سطر از این ماتریس را بر درایه‌ی قطر نظیر این سطر قرار دهند و سایر اعداد سطر مذکور را برابر صفر گذارند، خطای قابل توجهی رخ نمی‌دهد [۳۴]. لازم به ذکر است که در سازه‌های ساختمانی معمولاً در اکثر مواقع درجات آزادی به صورت گسسته بوده و در نتیجه آن، ماتریس جرم به صورت قطری خواهد بود [۳۵].

ماتریس سختی برای المان‌های سازه‌ای مختلف به راحتی قابل تعیین است. بطور مثال، ماتریس سختی یک المان محوری یک ماتریس دو در دو می‌باشد. همچنین ماتریس سختی یک المان تیرستون یک ماتریس شش در شش است. در این حالت با در دست داشتن مشخصاتی نظیر سطح مقطع، ممان اینرسی المان، مدول الاستیسیته و طول المان به راحتی می‌توان درایه‌های متناظر با ماتریس سختی را تشکیل داد. شایان ذکر است که در تحقیق حاضر از میرایی در المان‌ها چشم‌پوشی شده است.

در صورتیکه سازه‌ای تحت اثر یک زلزله شدید قرار گیرد، به احتمال زیاد دچار آسیب می‌شود. معمولاً پس از زلزله، ماتریس جرم تغییر چندانی نمی‌نماید، اما به دلیل ایجاد زوال در سازه، سختی المان‌ها کاهش می‌یابد. منظور از زوال در المان‌ها، وقوع ترک در سازه‌های بتنی و یا تسلیم موضعی در مقاطع فولادی می‌باشد. در این حالت می‌بایست سختی سازه بررسی گردد و در صورت نیاز اقدامات لازم به منظور بهسازی آن صورت پذیرد. بنابراین مسئله‌ی ذکر شده تبدیل به تعیین ماتریس سختی پس از آسیب ناشی از زلزله می‌گردد.

در صورتیکه ماتریس سختی سازه‌ی آسیب‌دیده مشخص گردد، به راحتی می‌توان محل خرابی در سازه، مشخصات و رفتار سازه را تعیین نمود. همچنین می‌توان پاسخ سازه را تحت هر بارگذاری دلخواه تعیین کرد. در این حالت، در صورتی که معیارهای طراحی و

آیین‌نامه ارضا نگردند، می‌توان از روش‌های متعدد بهسازی برای تقویت سازه استفاده کرد.

۲-۱- کاربرد سیستم پایش سلامت سازه‌ها در تعیین

مشخصات دینامیکی

در صورت استفاده از سیستم پایش سلامت سازه، با تعیین تعدادی سنسور در بخش‌های مختلف سازه می‌توان شتاب را در درجات آزادی مختلف بدست آورد. با استفاده از این داده‌ها و روش‌های متعدد می‌توان فرکانس‌ها و اشکال مودی سازه را تعیین نمود [۳۶]. یکی از روش‌های رایج به منظور تعیین فرکانس‌ها و اشکال مودی سازه با استفاده از داده‌های بدست آمده از سنسورها، روش تجزیه دامنه فرکانس یا FDD^1 است. این روش یک تکنیک شناسایی مشخصات مودال سازه براساس رکورد خروجی سازه است. این روش با استفاده از روش تجزیه مقدار منفرد^۲، از چگالی طیفی توان^۳ خروجی سازه، مشخصات مودال آن را محاسبه می‌کند [۳۷].

باتوجه به آنکه اکثر داده‌های ثبت شده در اثر بارگذاری محیطی نظیر وزش باد می‌باشند، معمولاً با استفاده از این روش‌ها صرفاً امکان تعیین چندین فرکانس طبیعی و اشکال مودی اول سازه می‌باشد. علت این امر آن است که در بارگذاری محیطی، فرکانس‌های بالاتر تحریک نمی‌شوند. به عبارت دیگر برای تحریک این مودها نیاز به اعمال بارگذاری خارجی بوده و در نتیجه‌ی آن ساخت یک ستاپ^۴ آزمایشی اجتناب‌ناپذیر است. این تجهیزات هزینه‌بر بوده که چندان توجیه اقتصادی ندارند. بنابراین با در نظرگیری پاسخ‌های ناشی از بارگذاری محیطی می‌توان اطلاعات چندین مود اول سازه را تعیین نمود.

بنابراین توقع می‌رود که با استفاده از سیستم پایش سلامت سازه‌ها بتوان فرکانس و شکل مودی اول سازه را تعیین نمود. در این تحقیق با ارائه‌ی رویکردی با استفاده از اطلاعات فرکانسی مود اول، ماتریس سختی سازه تعیین می‌شود.

پس از تعیین اطلاعات مودال سازه، میان ماتریس سختی و ماتریس جرم رابطه ۱ برقرار است [۳۵].

^۱ Frequency Domain Decomposition

^۲ Singular value decomposition

^۳ Power Spectral Density

^۴ Setup

$$[K]_{n \times n} [\phi]_{n \times n} = [M]_{n \times n} [\Omega^2]_{n \times n} [\phi]_{n \times n} \quad (1)$$

که در آن $[K]$ ماتریس سختی، $[M]$ ماتریس جرم، $[\phi]$ ماتریسی شامل بردارهای اشکال مودی و $[\Omega^2]$ ماتریس قطری شامل توان دوم فرکانس‌های طبیعی سازه بوده که ابعاد همه آن‌ها $n \times n$ بوده و n تعداد درجات آزادی است.

در صورتیکه تنها برای فرکانس و شکل مودی اول رابطه ۱ در نظر گرفته شود، با استفاده از رابطه ۲، به تعداد درجات آزادی معادله بدست می‌آید [۳۵].

$$[K]_{n \times n} \{\phi_1\}_{n \times 1} = \omega_1^2 [M]_{n \times n} \{\phi_1\}_{n \times 1} \quad (2)$$

که در آن $\{\phi_1\}$ و ω_1 به ترتیب شکل مودی و فرکانس طبیعی اول سازه می‌باشد.

با در دست داشتن ماتریس جرم، فرکانس و شکل مودی اول سازه، به تعداد درجات آزادی معادله حاصل می‌شود. این درحالی است که تعداد مجهولات در ماتریس سختی برابر مجذور درجات آزادی (n^2) بوده که در صورت استفاده از تقارن در ماتریس سختی، تعداد مجهولات به $(n^2 + n)/2$ تقلیل می‌یابد. باتوجه به آنکه همواره تعداد درجات آزادی بزرگتر یا مساوی یک می‌باشد، همواره تعداد مجهولات از تعداد معادلات در رابطه فوق بیشتر است. با توجه به آنکه هر مود سازه n معادله را تشکیل می‌دهد، به منظور تعیین تمامی درایه‌های ماتریس سختی، صرفاً نیاز به مشخصات $(n+1)/2$ مود سازه است. در صورتیکه از ابتدا فرض گردد که ماتریس سختی یک ماتریس قطری می‌باشد، آنگاه می‌توان مسئله را به صورت تحلیلی نیز حل نمود، البته باید به این نکته توجه نمود که در این حالت یک قید بسیار محدود کننده، قطری بودن ماتریس سختی، از همان ابتدا اعمال شده است که الزاماً به پاسخ صحیحی نمی‌رسد.

به اصطلاح، به حالتی از دستگاه معادلات که تعداد مجهولات از تعداد معادلات کمتر باشد، دستگاه فرامعین^۱ می‌گویند. برای حل این دسته از معادلات معمولاً سراغ انواع روش‌های بهینه‌سازی می‌روند. در این حالت یک تابع هدف از پیش تعیین شده تعریف گردیده و با سعی و خطا در فرض مجهولات، این تابع هدف مینیمم می‌شود. در مسئله مطرح‌شده در این تحقیق هدف آن است که ماتریس سختی سازه براساس حداقل نمودن یک تابع هدف مناسب و با استفاده از

^۱ Overdetermined

چندین روش بهینه‌سازی فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری تعیین گردد.

۱-۳-۱- الگوریتم‌های بهینه‌سازی

امروزه در بسیاری از مسائل مهندسی، یافتن پاسخ به روش‌های کلاسیک غیرممکن بوده و یا با صرف هزینه و زمان زیادی امکان‌پذیر است. یکی از راه‌های کاهش هزینه، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای دستیابی به جواب بهینه می‌باشد. دسته‌ای از این الگوریتم‌های بهینه‌سازی، الگوریتم‌های فراابتکاری هستند که با الهام از طبیعت زنده و یا طبیعت بی‌جان سعی در حل مسائل بهینه‌سازی دارند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم ژنتیک، الگوریتم اجتماع ذرات، الگوریتم آموزش و یادگیری، الگوریتم مورچگان و... اشاره نمود.

۱-۳-۱-۱- الگوریتم ژنتیک

ارائه این الگوریتم به اواخر دهه ۸۰ میلادی بازمی‌گردد و از آن زمان تاکنون نسخه‌های متنوعی از آن ارائه شده است. این الگوریتم اولین بار توسط جان هلند^۲ در اوایل دهه ۷۰ میلادی ارائه شد؛ وی در سال ۱۹۷۵ میلادی با معرفی یک کتاب، این الگوریتم را به جهان معرفی نمود که البته در ابتدا مورد استقبال چندانی واقع نشد [۳۰]. پس از وی گلدبرگ^۳ [۲۹] و برخی دیگر از دانشمندان با تلاش‌های خود این الگوریتم را بهبود و کاربردی‌تر نمودند و با انتشار کتاب‌های متعددی با هدف ارائه نسخه‌های اصلاح شده‌ی خود، این الگوریتم را به یکی از متداول‌ترین روش‌های حل مسائل بهینه‌سازی تبدیل نمودند. بطور کلی این نظریه براساس سیر تکامل طبیعی جانداران با الهام از نظریه‌ی داروین ابداع شده است.

این الگوریتم براساس سیر تکاملی جانداران در طبیعت ارائه شده است و در این الگوریتم از دو مفهوم کروموزوم و ژن استفاده می‌شود. تعریف این مفاهیم در این الگوریتم به صورت زیر می‌باشد: کروموزوم: یک کروموزوم یک رشته از اعداد یا یک ماتریس است که می‌توان هر عضو از جمعیت را با آن مشخص کرد. در اصل می‌توان گفت که هر بردار در فضای مسئله را می‌توان با یک کروموزوم نمایش داد.

^۲ John Holland

^۳ Deric Goldberg

این تحقیق، هر یک از پارامترها پس از چندین بار اجرای الگوریتم ژنتیک با در نظرگیری سرعت مناسب همگرایی، تعیین شدند.

جدول ۱- پارامترهای الگوریتم ژنتیک بکار گرفته شده در تحقیق حاضر

پارامتر	مقدار
تعداد جمعیت	100
تکرار نسل	100
درصد تفاوت نسلها	0.8
درصد ادغام	0.7

۲-۳-۱- الگوریتم اجتماع ذرات

در تدوین این الگوریتم از پرواز گروهی پرندگان، شنای گروهی ماهی‌ها و زندگی اجتماعی آن‌ها الهام گرفته شده است که با استفاده از یک سری روابط ساده فرمول‌بندی می‌شود. نظیر سایر الگوریتم‌های تکاملی دیگر، الگوریتم اجتماع ذرات نیز با ایجاد یک جمعیت تصادفی از افراد، که در اینجا به عنوان مثال یک گروه از ذره‌ها خوانده می‌شوند، آغاز می‌شود. مشخصات هر ذره در گروه بر اساس مجموعه‌ای از پارامترها تعیین می‌شود که باید مقادیر بهینه‌ی آن‌ها تعیین گردد. در این روش هر ذره یک نقطه از فضای جواب مسئله را نشان می‌دهد. هر کدام از ذرات دارای حافظه هستند و بهترین موقعیتی که در فضای جستجو به آن می‌رسند را به خاطر می‌سپارند. بنابراین حرکت هر ذره در دو جهت صورت می‌گیرد [۳۱]:

- به سوی بهترین موقعیتی که تاکنون اختیار کرده است.
- به سوی بهترین موقعیتی که همه ذرات تا به حال اختیار کرده‌اند.

در این روش، تغییر موقعیت هر ذره در فضای جستجو تحت تاثیر تجربه و دانش خود و همسایگانش است. در مجموع با رابطه زیر این روش به سمت جواب بهینه حرکت می‌کند.

$$X_i^{(t+1)} = X_i^t + wV_i^t + C_1 \text{rand}(0;1)(pbest_i - X_i^t) + C_2 \text{rand}(0;1)(gbest_i - X_i^t) \quad (3)$$

که در آن X_i^t موقعیت کنونی ذره، X_i^{t+1} موقعیت ذره در تکرار جدید، $pbest_i$ بهترین موقعیتی که ذره i تاکنون اختیار کرده است و $gbest_i$ بهترین موقعیت بهترین ذره (بهترین موقعیتی که تمام

ژن: هر کروموزوم از تعدادی ژن تشکیل شده است که با توجه به نوع الگوریتم، یک یا چند ژن می‌توانند یک متغیر مسئله را تعیین کنند.

سه عملگر اصلی الگوریتم ژنتیک، انتخاب طبیعی^۱، ادغام^۲ و جهش^۳ هستند که در ادامه شرح داده شده‌اند [۳۸].

انتخاب طبیعی: این عملگر براساس قانون جنگل در هر گام از بین جمعیت نسل والدان و نسل فرزندان، نسل والدان جدید را انتخاب می‌کند. این عملگر در حالت ایده‌آل باید احتمال انتخاب جمعیت مناسب‌تر (دارای تابع هدف بهتر) را بیشتر از جمعیت نامناسب قرار دهد اما باید به گونه‌ای باشد که امکان انتخاب تمام جمعیت وجود داشته باشد تا از نخبه‌گرایی اجتناب شود. پس از محاسبه‌ی تابع هدف هر یک از کروموزوم‌ها و مرتب کردن آن‌ها از کمترین به بیشترین مقدار، انتخاب والد براساس یکی از روش‌های انتخاب والد از بالا به پایین^۴، انتخاب تصادفی والد^۵ و یا انتخاب تصادفی وزن‌دار^۶ انجام می‌شود. روش انتخاب تصادفی وزن‌دار والدین از مزایای دو روش دیگر استفاده می‌نماید.

ادغام: پس از انتخاب نسل والدین با استفاده از عملگر انتخاب طبیعی، نوبت به تولید فرزندان اولیه می‌رسد. این کار با اعمال عملگر ادغام صورت می‌گیرد. در این مرحله، به صورت رندوم عضوهای جمعیت به دسته‌های دوتایی تقسیم می‌شوند و کروموزوم‌های دو عضو هر دسته با جابه‌جا کردن ژن‌های خود، نسل فرزندان اولیه را تشکیل می‌دهند.

جهش: در طبیعت پدیده‌ای به نام جهش رخ می‌دهد. به این صورت که گاهی از یک پدر و مادر، فرزندی کاملاً متفاوت زاده می‌گردد. به منظور اعمال این پدیده‌ی طبیعی در الگوریتم ژنتیک، از عملگر جهش استفاده می‌شود که با انتخاب تعداد اندکی از ژن‌های جمعیت فرزندان اولیه، در آن‌ها تغییری به صورت رندوم صورت می‌گیرد.

در این تحقیق از جعبه‌ابزار ارائه شده توسط چپرفیلد^۷ و همکاران [۳۹] استفاده شده است و پارامترهای در نظر گرفته شده برای این الگوریتم مطابق جدول (۱) هستند. شایان ذکر است که در

^۱ National Selection

^۲ Cross-Over

^۳ Mutation

^۴ Pairing from top to bottom

^۵ Random pairing

^۶ Weighted random pairing

^۷ Chipperfield

ذرات تاکنون اختیار کرده‌اند) است. $rand(0;1)$ یک عدد تصادفی بین صفر و یک است که برای حفظ تنوع و گوناگونی گروه به کار می‌رود. C_1 و C_2 به ترتیب پارامترهای شناختی و اجتماعی هستند. انتخاب مقدار مناسب برای این پارامترها منجر به تسریع همگرایی الگوریتم و جلوگیری از همگرایی زودرس در بهینه‌های محلی می‌شود. تحقیقات اخیر نشان می‌دهند که انتخاب مقدار بزرگتری برای پارامتر شناختی C_1 نسبت به پارامتر اجتماعی C_2 مناسب‌تر است، اما بایستی همواره شرط $4 > C_1 + C_2$ رعایت شود. پارامتر w اینرسی وزنی نام داشته که برای تضمین همگرایی در اجتماع ذرات به کار می‌رود. اینرسی وزنی، جهت کنترل تاثیر سوابق سرعت‌های پیشین بر سرعت‌های جاری مورد استفاده قرار می‌گیرد. کد بکار گرفته شده برای پیاده‌سازی این الگوریتم در این تحقیق، توسط نویسندگان در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی شده است و پارامترهای آن مطابق جدول (۲) در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که در این تحقیق هر یک از مسائل مورد بررسی در ابتدا چندین بار به ازای مقادیر پارامترهای مختلف با بکارگیری الگوریتم اجتماع ذرات اجرا شد تا مقادیر مناسب آن‌ها که مسئله با سرعت مناسبی همگرا می‌شود، تعیین شود.

جدول ۲- پارامترهای الگوریتم اجتماع ذرات بکار گرفته شده در تحقیق حاضر

پارامتر	مقدار
تعداد جمعیت	100
تکرار نسل	100
پارامتر شناختی	1.4962
پارامتر اجتماعی	1.4962
اینرسی وزنی	0.7298

۳-۱-۳- الگوریتم آموزش و یادگیری

یکی از جدیدترین الگوریتم‌های مبتنی بر مقدار میانگین، الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری می‌باشد. این روش از فرآیند آموزش و یادگیری رخ داده در کلاس درس الهام گرفته شده است.

روش مذکور در سال ۲۰۱۱ در مقاله‌ای از راول^۱ و همکاران معرفی شد [۳۳].

الگوریتم آموزش و یادگیری به دلیل دارا بودن پارامترهای کنترلی محدود، روشی ساده برای بهینه‌سازی مسائل بوده و قدرت بالایی در دستیابی به جواب بهینه دارد. این روش از دو مرحله‌ی اصلی آموزش‌دهنده (معلم) و آموزش‌گیرنده (دانش‌آموز) تشکیل شده است. در این روش بهترین عضو جمعیت به عنوان معلم در نظر گرفته شده و بقیه‌ی اعضای جمعیت به عنوان دانش‌آموز در نظر گرفته می‌شوند. در واقع در این روش معلم به معنای واقعی وجود ندارد و در هر مرحله بهترین عضو جمعیت به عنوان معلم انتخاب می‌گردد. شرح این مرحله مطابق زیر می‌باشد:

مرحله آموزش دهنده (معلم): در این مرحله معلم که در واقع همان بهترین عضو جمعیت است، سعی دارد با آموزش، علم دانش‌آموزان را افزایش دهد و میانگین را به سمت خود جذب نماید. اگر بهترین فرد، به عنوان معلم در نظر گرفته شود، در بهترین حالت می‌توان در نظر گرفت که میانگین کلاس پس از آموزش بر میانگین معلم منطبق خواهد شد. این فرض تنها یک فرض ایده‌آل بوده و احتمال رخ دادن آن ناچیز است. زیرا در صورت برابری میانگین با معلم، گویی علم تمامی دانش‌آموزان پس از آموزش برابر با علم معلم شده است که تقریباً غیر ممکن است. در واقع می‌توان فرض کرد که میانگین دانش‌آموزان پس از آموزش افزایش یافته و مقدار آن به معلم نزدیک شده است ولی از آن کمتر می‌باشد. این فرض منطقی‌تر و به واقعیت نزدیک‌تر است.

مرحله آموزش گیرنده (دانش‌آموز): در این مرحله، که پس از آموزش توسط معلم رخ می‌دهد، بحث، حل تمرین و همفکری دانش‌آموزان سبب افزایش سطح علمی آن‌ها می‌گردد. در واقع از تعامل میان دانش‌آموزان، یادگیری متقابل به وجود می‌آید.

کد بکار گرفته شده برای پیاده‌سازی این الگوریتم توسط نویسندگان در نرم‌افزار متلب پیاده شده است و پارامترهای در نظر گرفته شده برای اجرای این الگوریتم در جدول (۳) خلاصه شده‌اند. لازم به ذکر است که در این تحقیق هر یک از مسائل مورد بررسی در ابتدا چندین بار به ازای مقادیر پارامترهای مختلف با بکارگیری الگوریتم آموزش و یادگیری اجرا شد تا مقادیر مناسب آن‌ها که مسئله با سرعت مناسبی همگرا می‌شود، تعیین شود.

^۱ Rao

جدول ۳- پارامترهای الگوریتم آموزش و یادگیری بکار گرفته شده در تحقیق حاضر

پارامتر	مقدار
تعداد جمعیت	100
تکرار نسل	100

۱-۴- تابع هدف

برای استفاده از هر یک از روش‌های الگوریتم ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری نیاز به تعریف یک تابع هدف بوده تا پس از چندین نسل با حداقل نمودن این تابع، مقدار بهینه‌ی پاسخ حاصل گردد. جهت تعیین ماتریس سختی در سازه‌ای با ماتریس جرم مجهول و فرکانس و مود شکل اول معلوم، تابع هدف توسط رابطه ۴ تعریف می‌گردد [۱۶].

$$f = (\omega^* - \omega)^2 + \|\{\varphi^*\} - \{\varphi\}\| \quad (4)$$

که در آن f تابع هدف، ω^* و $\{\varphi^*\}$ به ترتیب فرکانس و مود شکل اول سازه با ماتریس سختی فرضی در هر نسل، ω و $\{\varphi\}$ به ترتیب فرکانس و مود شکل اول سازه حاصل از سیستم پایش سلامت می‌باشد. علامت $\|\cdot\|$ نیز نرم یا اندازه بردار می‌باشد.

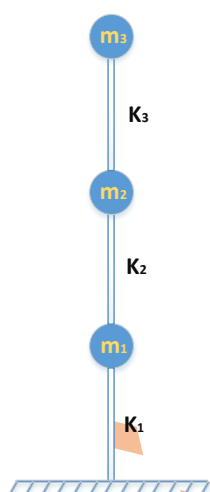
۱-۵- سازه‌های مورد بررسی

در این تحقیق دو سازه‌ی سه طبقه و شش طبقه، همراه با یک خرابی شش المانی مورد بررسی قرار می‌گیرند. در ادامه مشخصات هر کدام از سازه‌ها بیان شده است. هدف مسئله در سازه‌های سه و شش طبقه‌ای، تعیین سختی المان‌ها و در سازه خرابی تعیین سطح مقطع المان‌ها با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی و بکارگیری مشخصات مودال سازه مطابق با تابع هدف ارائه شده است. در حقیقت یک سیستم مشخص که مشخصات مودال آن معلوم است با این الگوریتم‌ها مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و تطابق مشخصات المان‌های بدست آمده با مقادیر واقعی بررسی می‌شود. از آنجایی که روش مورد نظر قابل تعمیم به هر سازه‌ای می‌باشد، سازه‌های مورد نظر توسط نویسندگان به منظور بررسی کارایی، دقت و سرعت همگرایی الگوریتم‌های مورد نظر در نظر گرفته شده‌اند. قیود هر مسئله شامل شرایط مرزی تکیه‌گاهی بوده که در هر مسئله با

استفاده از کد تحلیل سازه اعمال می‌شوند. شایان ذکر است که هدف از این تحقیق، نشان دادن توانایی روش‌های مورد نظر در تشخیص خرابی المان‌های سازه‌ای است؛ لذا مقادیر اولیه سختی المان‌ها یا طبقات با فرض مهندسی در نظر گرفته شده‌اند.

۱-۵-۱- سازه سه طبقه

در این بخش یک سازه‌ی سه طبقه که جرم‌های هر طبقه به صورت متمرکز می‌باشند، مورد بررسی واقع می‌گردد. شکل شماتیک این سازه در شکل (۱) قابل مشاهده است. با فرض مجهول بودن سختی طبقات در این سازه، تعداد متغیرهای مسئله برابر تعداد طبقات و یا به عبارتی دیگر سه است.



شکل ۱- شکل شماتیک سازه سه طبقه

فرض می‌شود که مقدار هر یک از پارامترهای واقعی مربوط به جرم و سختی در سازه‌ی آسیب‌دیده پس از زلزله مطابق جدول (۴) می‌باشد. لازم به ذکر است که انتظار می‌رود با الگوریتم‌های ذکر شده، مقادیر مشابه سختی طبقات موجود در جدول (۴) با استفاده از ماتریس جرم و مود اول سازه با اندکی خطا حاصل شود.

جدول ۴- مشخصات سازه سه طبقه

طبقه	جرم (tonf)	سختی (kN / m)
1	50	60000
2	45	55000
3	35	40000

80000	60	1
80000	60	2
75000	55	3
70000	50	4
60000	45	5
45000	30	6

سیستم پایش سلامت، فرکانس طبیعی و شکل مودی اول این سازه را پس از آنالیزهای بیان شده در بخش ۱-۲ مطابق زیر گزارش می‌دهد:

$$\omega = 16.6015 \text{ rad / s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.4123 \\ 0.7588 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (5)$$

سیستم پایش سلامت، فرکانس طبیعی و شکل مودی اول این سازه را پس از آنالیزهای بیان شده در بخش ۱-۲ مطابق زیر گزارش می‌دهد:

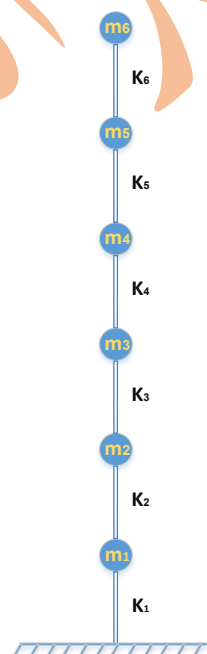
$$\omega = 9.9813 \text{ rad / s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.2369 \\ 0.4561 \\ 0.6536 \\ 0.8140 \\ 0.9336 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (6)$$

۱-۵-۳- سازه خرپایی

در تحقیق حاضر، یک سازه‌ی خرپایی که دارای شش المان است در نظر گرفته می‌شود و برای تشکیل ماتریس جرم نیز مانند ماتریس سختی عمل می‌گردد؛ در نتیجه در این بخش، ماتریس جرم قطری نبوده و مسئله پیچیدگی بیشتری دارد. شکل شماتیک این سازه در شکل (۳) قابل مشاهده است. با فرض مجهول بودن سختی المان‌های خرپا در این سازه، تعداد متغیرهای مسئله برابر تعداد المان‌های خرپا و یا به عبارتی دیگر شش است.

۱-۵-۲- سازه شش طبقه

همچنین در این تحقیق یک سازه‌ی شش طبقه با جرم‌های متمرکز برای طبقات مطابق شکل (۲) در نظر گرفته شد. با فرض مجهول بودن سختی طبقات در این سازه، تعداد متغیرهای مسئله برابر تعداد طبقات و یا به عبارتی دیگر شش است.



شکل ۲- شکل شماتیک سازه شش طبقه

فرض می‌شود که مقدار هر یک از پارامترهای واقعی مربوط به جرم و سختی در سازه‌ی آسیب‌دیده پس از زلزله مطابق جدول (۵) می‌باشد. لازم به ذکر است که انتظار می‌رود با الگوریتم‌های ذکر شده، مقادیر مشابه سختی طبقات موجود در جدول (۵) با استفاده از ماتریس جرم و مود اول سازه با اندکی خطا حاصل شود. جزئیات میزان خطا در بخش نتایج و بحث نشان داده شده‌اند.

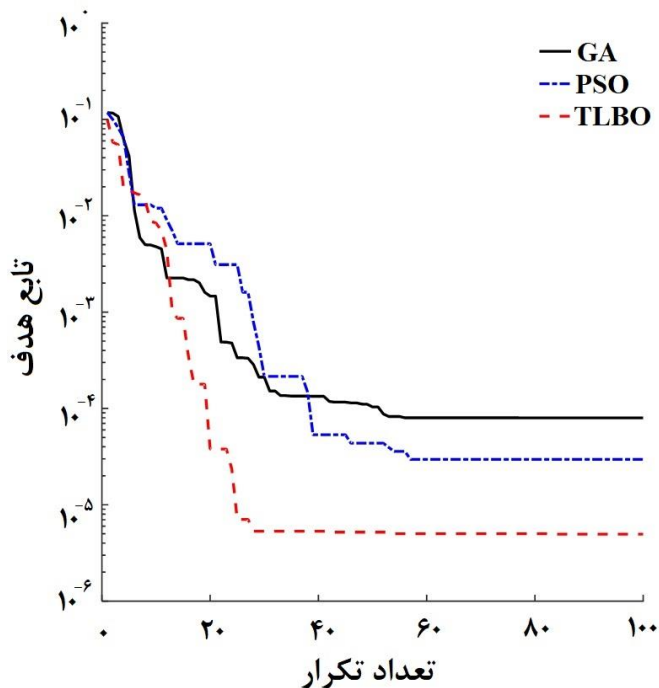
جدول ۵- مشخصات سازه شش طبقه

طبقه	جرم (tonf)	سختی (kN / m)
------	------------	---------------

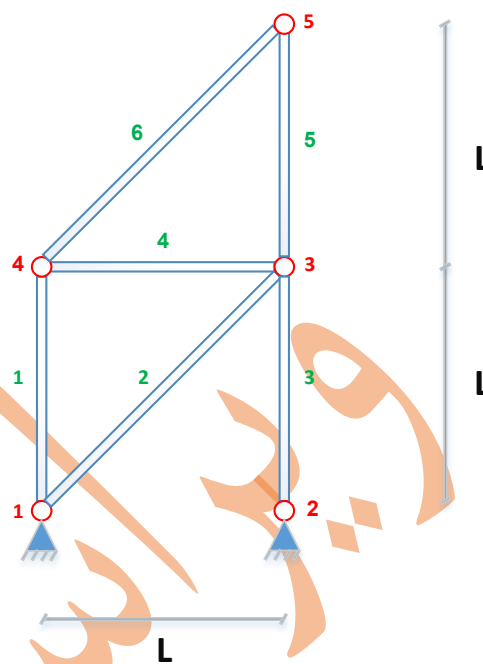
$$\omega = 1.3490 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.3966 \\ 0.1731 \\ 0.5973 \\ 0.0738 \\ 1 \\ 0.1899 \end{Bmatrix} \quad (7)$$

۲- نتایج و بحث

شکل (۴) نمودار همگرایی تابع هدف سازه‌ی سه طبقه را در هر گام برای سه روش الگوریتم ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری مقایسه می‌نماید. مطابق این شکل، می‌توان به عملکرد بهتر و سرعت همگرایی بیشتر در الگوریتم‌های اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری پی برد. همانطور که مشخص است الگوریتم‌های اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب در کمتر از ۶۰ و ۳۰ نسل عملاً به نتیجه‌ی مطلوب رسیده است. این درحالی است که روش الگوریتم ژنتیک پس از گذشت بیش از حدوداً ۶۰ نسل به پاسخ نامطلوب‌تری نسبت به اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری رسیده است. میزان تابع هدف در تکرار آخر به ازای هر یک از الگوریتم‌های ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب برابر 8×10^{-5} ، 3×10^{-5} و 5×10^{-6} می‌باشد.



شکل ۴- نمودار همگرایی تابع هدف سازه‌ی سه طبقه



شکل ۳- شکل شماتیک سازه‌ی خرابایی

مشخصات مصالح و مقاطع این سازه مطابق جدول (۶) در نظر گرفته می‌شود. پس از استفاده از الگوریتم‌های ذکر شده، سطح مقاطع در نظر گرفته شده با نتایج بدست آمده از الگوریتم‌ها به منظور بررسی دقت رویکرد ارائه شده مقایسه می‌شوند.

جدول ۶- مشخصات سازه خرابایی

المان	سطح مقطع (cm^2)	چگالی (ton/m^3)	مدول الاستیسیته (GPa)
1	22	2.5	11.3
2	35	2.5	11.3
3	19	2.5	11.3
4	10	2.5	11.3
5	20	2.5	11.3
6	16	2.5	11.3

سیستم پایش سلامت، فرکانس طبیعی و شکل مودی اول این سازه را پس از آنالیزهای بیان شده در بخش ۱-۲ مطابق زیر گزارش می‌دهد:

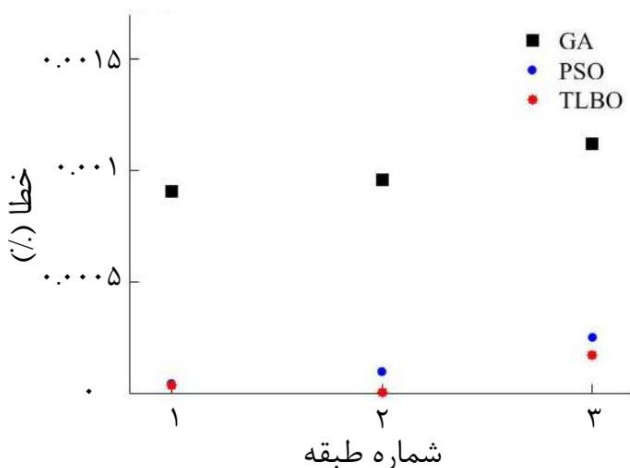
$$\omega = 16.6012 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.4123 \\ 0.7588 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (10)$$

به منظور مشخص شدن میزان تطبیق نتایج با مقادیر دقیق، مقدار درصد خطا برای هر کدام از متغیرها با استفاده از رابطه ۱۱ محاسبه می‌شود.

$$\text{Error}(\%) = \frac{\|K - K^*\|}{K} \quad (11)$$

در رابطه ۱۱، مقادیر K و K^* به ترتیب برابر سختی بدست آمده توسط هر الگوریتم و سختی واقعی سازه می‌باشد.

شکل (۵) مقایسه‌ی درصد خطای بهترین پاسخ هر یک از روش‌ها در تعیین سختی طبقات را نشان می‌دهد. همانطور که مشخص است، روش آموزش و یادگیری در تمام طبقات کمترین خطا را در برآورد سختی داشته است. با استفاده از این شکل می‌توان به خطای بیشتر در روش ژنتیک پی برد. این بدان معنا می‌باشد که برای جواب دقیق‌تر در روش الگوریتم ژنتیک نیاز به تعداد نسل بیشتری است که نشان از زمان اجرای بیشتر و به تبع آن هزینه بالاتر است. بنابراین در تعداد نسل برابر، روش آموزش و یادگیری عملکرد مطلوب‌تری دارد.



شکل ۵- نمودار درصد خطای بهترین پاسخ هر یک از الگوریتم‌ها در تعیین سختی طبقات سازه‌ی سه طبقه

نمودار همگرایی تابع هدف برای سازه شش طبقه به ازای الگوریتم‌های بکار گرفته شده در شکل (۶) نشان داده شده است. از آنجایی که این سازه در مقایسه با سازه‌ی سه طبقه دارای مجهولات

لازم به ذکر است که در اجرای مجدد هر یک از الگوریتم‌ها، ممکن است عملکرد این روش‌ها نسبت به یکدیگر تغییر نماید. پس از چندین بار اجرای الگوریتم‌ها، مقدار متوسط مدت زمان اجرای برنامه‌های الگوریتم ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب برابر ۳/۳۸، ۳/۷۶ و ۱/۹۲ ثانیه بود. این موضوع حاکی از سریع‌تر بودن روش آموزش و یادگیری در همگرایی است. همچنین، نتایج نشان داد که در تکرارهای متوالی، روش‌های اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری عملکرد بهتری در حل این مسئله دارد. معیارهای آماری بدست آمده به ازای ۵ بار اجرای هر یک از الگوریتم‌های ذکر شده شامل مقادیر کمترین، بیشترین، میانگین و انحراف معیار تابع هدف برای هر سه الگوریتم ذکر شده در جدول (۷) بیان شده‌اند.

جدول ۷- مقادیر کمترین، بیشترین، میانگین و انحراف معیار تابع هدف به ازای هر الگوریتم در سازه‌ی سه طبقه

الگوریتم	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار
ژنتیک	8×10^{-5}	8.5×10^{-5}	8.2×10^{-5}	2×10^{-6}
اجتماع ذرات	3×10^{-5}	4.3×10^{-5}	3.6×10^{-5}	6×10^{-6}
آموزش و یادگیری	5×10^{-6}	7.1×10^{-6}	6×10^{-6}	10^{-6}

مقادیر بدست آمده در ذیل (۸-۱۰) به ترتیب مقدار فرکانس و نمود شکل اول حاصل از الگوریتم‌های ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری برای سازه‌ی سه طبقه هستند. همانطور که پیداست هر سه روش با دقت بالایی به مقدار مطلوب (رابطه‌ی ۵) نزدیک هستند.

$$\omega = 16.5946 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.4123 \\ 0.7588 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (8)$$

$$\omega = 16.5999 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.4123 \\ 0.7588 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (9)$$

انحراف معیار	میانگین	بیشترین	کمترین	الگوریتم
4×10^{-4}	3.4×10^{-3}	3.9×10^{-3}	3×10^{-3}	ژنتیک
1.1×10^{-4}	3.1×10^{-4}	4.3×10^{-4}	2×10^{-4}	اجتماع ذرات
1.8×10^{-5}	8.6×10^{-5}	1.1×10^{-4}	6×10^{-5}	آموزش و یادگیری

مقادیر بدست آمده در ذیل (۱۲-۱۴) به ترتیب مقدار فرکانس و مود شکل اول حاصل از الگوریتم‌های ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری برای سازه‌ی شش طبقه هستند. همانطور که پیداست روش آموزش و یادگیری دقت بالاتری در بدست آوردن مقدار مطلوب (رابطه‌ی ۶) نسبت به سایر روش‌ها دارد.

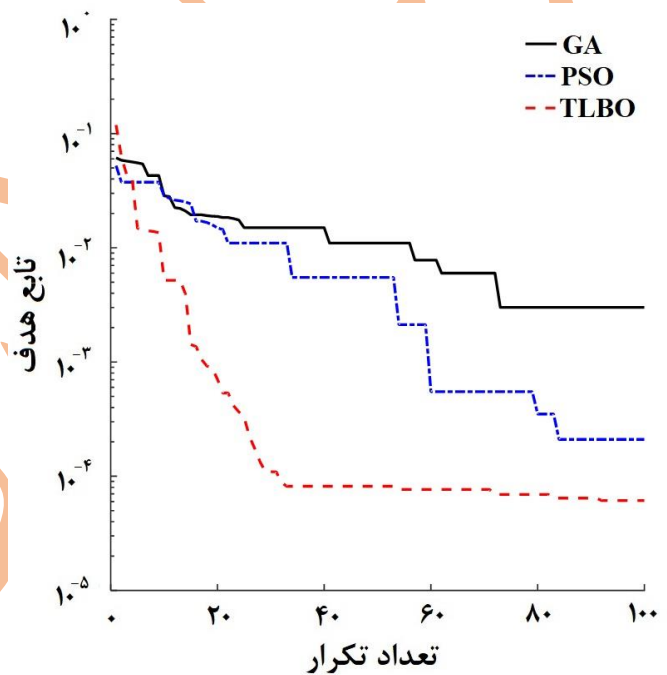
$$\omega = 9.9787 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.2363 \\ 0.4549 \\ 0.6516 \\ 0.8124 \\ 0.9328 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (12)$$

$$\omega = 9.9838 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.2368 \\ 0.4563 \\ 0.6537 \\ 0.8140 \\ 0.9336 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (13)$$

$$\omega = 9.9813 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.2369 \\ 0.4561 \\ 0.6536 \\ 0.8140 \\ 0.9336 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (14)$$

در شکل (۷) درصد خطای الگوریتم‌ها در محاسبه خطای سازه شش طبقه نشان داده شده است. همانند سازه‌ی سه طبقه، در این

بیشتری است، سرعت همگرایی تابع هدف در هر سه الگوریتم کاهش یافته است. همانطور که در شکل (۶) مشخص است، الگوریتم آموزش و یادگیری بهترین عملکرد را داشته است و پس از ۳۰ تکرار به جواب مطلوب رسیده است. الگوریتم اجتماع ذرات هم عملکرد قابل قبولی را نشان می‌دهد و بعد از ۸۰ تکرار به جواب دقیق نزدیک شده است. این در حالی که الگوریتم ژنتیک حتی بعد از ۱۰۰ تکرار به دقت دو الگوریتم دیگر نرسیده است. میزان تابع هدف در تکرار آخر به ازای هر یک از الگوریتم‌های ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب برابر 3×10^{-3} ، 2×10^{-4} و 6×10^{-5} می‌باشد.

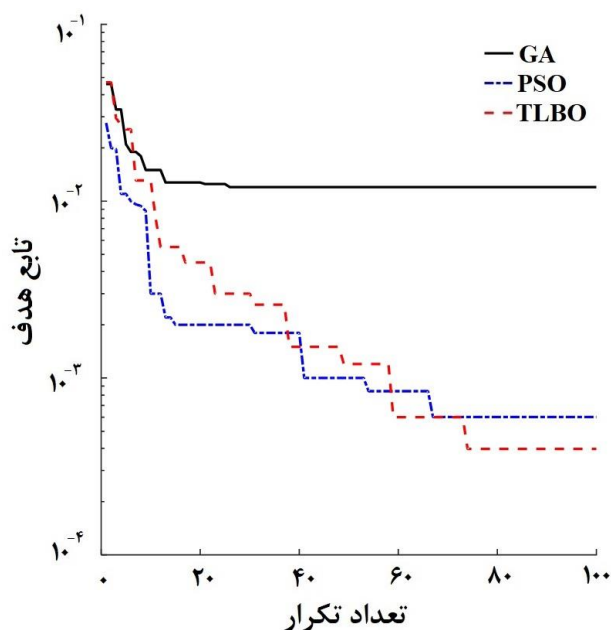


شکل ۶- نمودار همگرایی تابع هدف سازه‌ی شش طبقه

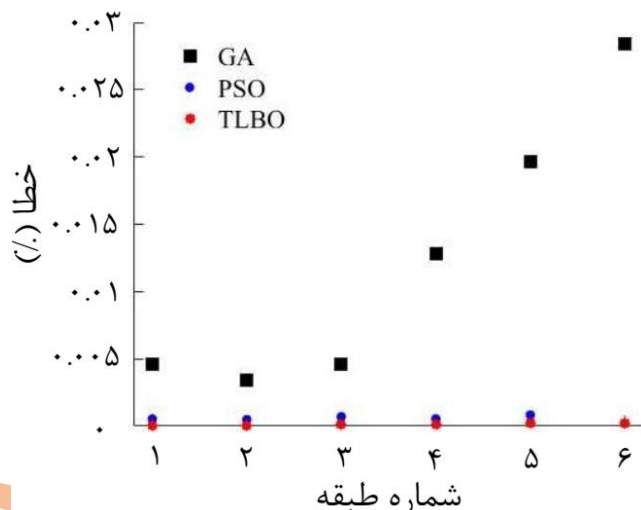
مقدار متوسط مدت زمان اجرای هر یک از برنامه‌های الگوریتم ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب برابر ۴/۴۷، ۶/۴۷ و ۴/۵۱ ثانیه بود. این موضوع حاکی از سریع‌تر بودن روش‌های ژنتیک و آموزش و یادگیری نسبت به اجتماع ذرات در همگرایی به پاسخ مطلوب است. معیارهای آماری بدست آمده به ازای ۵ بار اجرای هر یک از الگوریتم‌های ذکر شده شامل مقادیر کمترین، بیشترین، میانگین و انحراف معیار تابع هدف برای هر سه الگوریتم ذکر شده در جدول (۸) خلاصه شده‌اند.

جدول ۸- مقادیر کمترین، بیشترین، میانگین و انحراف معیار تابع هدف به ازای هر الگوریتم در سازه‌ی شش طبقه

سازه نیز میزان خطای الگوریتم ژنتیک از دو روش دیگر به مراتب بیشتر است.



شکل ۸- نمودار همگرایی تابع هدف سازه خرپایی



شکل ۷- نمودار درصد خطای بهترین پاسخ هر یک از الگوریتم‌ها در تعیین سختی طبقات سازه‌ی شش طبقه

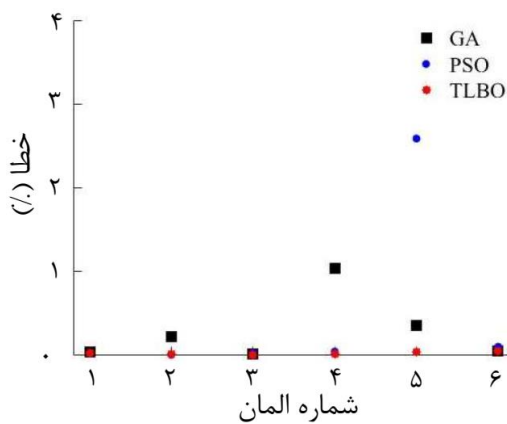
پس از اجرای ۵ بار هر یک از الگوریتم‌های بیان شده، مقدار متوسط مدت زمان اجرای برنامه‌های الگوریتم ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب برابر ۱۵/۷۳، ۱۶/۷۶ و ۱۲/۷۶ ثانیه بود. این موضوع حاکی از سریع‌تر بودن روش آموزش و یادگیری در همگرایی است. معیارهای آماری بدست آمده به ازای ۵ بار اجرای هر یک از الگوریتم‌های ذکر شده شامل مقادیر کمترین، بیشترین، میانگین و انحراف معیار تابع هدف برای هر سه الگوریتم ذکر شده در جدول (۹) خلاصه شده‌اند.

نمودار شکل (۸) همگرایی سه الگوریتم را برای سازه‌ی خرپایی مقایسه می‌نماید. همانطور که مشخص است، همچنان الگوریتم‌های اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری با سرعت بیشتری نسبت به الگوریتم ژنتیک به جواب بهینه همگرا می‌شوند. اما الگوریتم ژنتیک حتی بعد از ۱۰۰ تکرار هم خطای قابل ملاحظه‌ای دارد. شایان ذکر است که در این حالت ماتریس سختی قطری نیست و پیچیدگی مسئله بسیار بیشتر است. میزان تابع هدف در تکرار آخر به ازای هر یک از الگوریتم‌های ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب برابر ۰.۰۱۲، 6×10^{-4} و 4×10^{-4} می‌باشد.

جدول ۹- مقادیر کمترین، بیشترین، میانگین و انحراف معیار تابع هدف به ازای هر الگوریتم در سازه خرپایی

الگوریتم	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار
ژنتیک	0.012	0.023	0.017	5×10^{-3}
اجتماع ذرات	6×10^{-4}	9.2×10^{-4}	7.6×10^{-4}	1.6×10^{-4}
آموزش و یادگیری	4×10^{-4}	5.7×10^{-4}	4.8×10^{-4}	8×10^{-5}

همچنین در صورتیکه تعداد نسل‌ها و یا جمعیت بیشتر در نظر گرفته شود، پاسخ بدست آمده به مراتب دقیق‌تر می‌باشد. بنابراین به نظر می‌رسد که در استفاده از الگوریتم ژنتیک نیاز به جمعیتی



شکل ۹- نمودار درصد خطای بهترین پاسخ هر یک از الگوریتم‌ها در تعیین سطح مقطع المان‌های سازه خرابایی

۳- نتیجه‌گیری

در این تحقیق به مقایسه‌ی دقت و سرعت همگرایی روش‌های فراابتکاری مختلف در تعیین خصوصیات سازه مانند سختی المان‌ها، سطح مقطع المان‌ها و غیره با در دست داشتن مشخصات مودال سازه نظیر فرکانس طبیعی و شکل مودی اول سازه پرداخته شده است. در تحقیق حاضر، ماتریس سختی سه سازه‌ی مختلف شامل سازه‌ی سه طبقه، سازه‌ی شش طبقه و خرابی شش المانی با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری با به حداقل رساندن تابع هدف، تعیین گردید. غالب نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم آموزش و یادگیری بیشترین سرعت همگرایی به پاسخ بهینه را نسبت به سایر روش‌ها دارد. لازم به ذکر است که الگوریتم اجتماع ذرات نیز با سرعت مناسبی به پاسخ همگرا می‌شود. الگوریتم ژنتیک نتایج مناسبی را ارائه نمی‌دهد، بخصوص زمانی که تعداد مجهولات سازه افزایش یابد. در سازه‌ی خرابایی که ماتریس سختی قطری نیست، میزان خطای رویکرد استفاده شده به مراتب نسبت به دو سازه دیگر افزایش یافته است؛ در نتیجه جهت بهبود نتایج می‌توان از تعداد نسل و یا جمعیت بیشتری استفاده نمود. همچنین هر چه سازه‌ی مورد نظر پیچیده‌تر باشد، افزایش نسل و یا جمعیت الگوریتم ضروری‌تر می‌شود.

قابل ذکر است که در به‌کارگیری رویکرد ارائه شده در این تحقیق در مسائل پیچیده باید به دو نکته زیر توجه نمود:
 الف) جواب مسئله باید یکتا باشد.
 ب) در صورت بالا بودن تعداد مجهولات، لزوم افزایش نسل و یا جمعیت الگوریتم جهت همگرایی مناسب‌تر الزامی است.
 موارد زیر برای تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود:

بزرگتر و یا تعداد نسل‌های بیشتر به منظور افزایش دقت است. به عنوان مثال به ازای تعداد جمعیت برابر ۲۰۰ و پس از ۵ بار اجرای برنامه، مقدار کمترین تابع هدف در تکرار آخر به ازای هر یک از الگوریتم‌های ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری به ترتیب به مقادیر ۰.۰۰۸، 5×10^{-4} و 2×10^{-4} کاهش می‌یابد.

مقادیر بدست آمده در ذیل (۱۷-۱۵) به ترتیب مقدار فرکانس و مود شکل اول حاصل از الگوریتم‌های ژنتیک، اجتماع ذرات و آموزش و یادگیری برای سازه‌ی خرابایی هستند. همانطور که پیداست، روش آموزش و یادگیری دقت بالاتری در بدست آوردن مقدار مطلوب (رابطه‌ی ۷) نسبت به سایر روش‌ها دارد.

$$\omega = 1.3304 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.4039 \\ 0.1692 \\ 0.6040 \\ 0.0747 \\ 1.000 \\ 0.1851 \end{Bmatrix} \quad (15)$$

$$\omega = 1.3501 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.3964 \\ 0.1727 \\ 0.5975 \\ 0.0738 \\ 1.000 \\ 0.1895 \end{Bmatrix} \quad (16)$$

$$\omega = 1.3493 \text{ rad/s} \quad \{\varphi_1\} = \begin{Bmatrix} 0.3965 \\ 0.1733 \\ 0.5971 \\ 0.0738 \\ 1.000 \\ 0.1901 \end{Bmatrix} \quad (17)$$

شکل (۹) نمودار درصد خطای سطح مقطع المان‌های خرابی مورد نظر را به ازای هر سه الگوریتم نشان می‌دهد. نکته قابل توجه خطای قابل ملاحظه‌ی الگوریتم اجتماع ذرات به ازای المان شماره ۵ است. اما روش آموزش و یادگیری در تعیین سختی تمام المان‌ها خطای بسیار کمی را نشان می‌دهد. الگوریتم ژنتیک هم در المان‌های ۲، ۴ و ۵ خطای نسبتاً زیادی دارد که نشان دهنده کارایی کمتر این الگوریتم نسبت به دو الگوریتم دیگر است.

detection, *Structural Health Monitoring*, ۱۱(۱) (۲۰۱۲) ۱۳-۲۶.

[۸] C.J. Cowled, D.P. Thambiratnam, T.H. Chan, A.C. Tan, Structural complexity in structural health monitoring: design of laboratory model and test plan, in: *Proceedings of the ۷th world congress on engineering asset management (WCEAM ۲۰۱۲)*, Springer, ۲۰۱۵, pp. ۱۷۱-۱۸۱.

[۹] B. Weber, P. Paultre, Damage identification in a truss tower by regularized model updating, *Journal of structural engineering*, ۱۳۶(۳) (۲۰۱۰) ۳۰۷-۳۱۶.

[۱۰] R. Heywood, W. Roberts, R. Taylor, R. Andersen, Fitness-for-purpose evaluation of bridges using health monitoring technology, *Transportation research record*, ۱۶۹۶(۱) (۲۰۰۰) ۱۹۳-۲۰۱.

[۱۱] C. Krämer, C. De Smet, G. De Roeck, Z^{۲۴} bridge damage detection tests, in: *IMAC ۱۷, the International Modal Analysis Conference*, Society of Photo-optical Instrumentation Engineers, ۱۹۹۹, pp. ۱۰۲۳-۱۰۲۹.

[۱۲] J. Maeck, G. De Roeck, Description of Z^{۲۴} benchmark, *Mechanical Systems and Signal Processing*, ۱۷(۱) (۲۰۰۳) ۱۲۷-۱۳۱.

[۱۳] H. Sohn, J.A. Czarnecki, C.R. Farrar, Structural health monitoring using statistical process control, *Journal of structural engineering*, ۱۲۶(۱۱) (۲۰۰۰) ۱۳۵۶-۱۳۶۳.

[۱۴] J.F. Barraza, E.L. Drogue, V.M. Naranjo, M.R. Martins, Capsule Neural Networks for structural damage localization and quantification using transmissibility data, *Applied Soft Computing*, ۹۷ (۲۰۲۰) ۱۰۶۷۳۲.

[۱۵] V. Meruane, Online sequential extreme learning machine for vibration-based damage assessment using transmissibility data, *Journal of Computing in Civil Engineering*, ۳۰(۳) (۲۰۱۶) ۰۴۰۱۵۰۴۲.

[۱۶] K.V. Yuen, J.L. Beck, L.S. Katafygiotis, Efficient model updating and health monitoring methodology using incomplete modal data without mode matching, *Structural Control and Health Monitoring: The Official Journal of the International Association for Structural Control and Monitoring and of the European Association for the Control of Structures*, ۱۳(۱) (۲۰۰۶) ۹۱-۱۰۷.

۱. کارایی روش مورد نظر برای داده‌های مربوط به سازه‌های آزمایشگاهی و یا سازه‌های واقعی بررسی گردد.

۲. اثر میرایی بر میزان صحت نتایج بررسی گردد.

۳. تابع هدف با در نظرگیری فرکانس‌های طبیعی و اشکال مودی بالاتر مورد بررسی قرار گیرد.

۴. با استفاده از داده‌های خام خروجی مانند شتاب و ارائه‌ی یک تابع هدف مناسب، محل و میزان آسیب در سازه‌ها تشخیص داده شود.

۵. کارایی توابع هدفی متشکل از ترم‌های فرکانس طبیعی و اشکال مودی با ضرایبی متفاوت از یک بررسی گردد.

۴- منابع

[۱] H.G. Natke, J.T. Yao, Structural safety evaluation based on system identification approaches, (۱۹۸۸).

[۲] M. Mehrjoo, N. Khaji, H. Moharrami, A. Bahreininejad, Damage detection of truss bridge joints using artificial neural networks, *Expert systems with applications*, ۲۵(۳) (۲۰۰۸) ۱۱۲۲-۱۱۳۱.

[۳] A.R.M. Rao, K. Lakshmi, D. Venkatachalam, Damage diagnostic technique for structural health monitoring using POD and self adaptive differential evolution algorithm, *Computers & structures*, ۱۰۶ (۲۰۱۲) ۲۲۸-۲۴۴.

[۴] W.-J. Yan, T.-L. Huang, W.-X. Ren, Damage detection method based on element modal strain energy sensitivity, *Advances in Structural Engineering*, ۱۳(۶) (۲۰۱۰) ۱۰۷۵-۱۰۸۸.

[۵] M. Vafaei, A. bin Adnan, A.B.A. Rahman, Real-time seismic damage detection of concrete shear walls using artificial neural networks, *J. Earthq. Eng.* ۱۷ (۲۰۱۳) ۱۳۷-۱۵۴.

[۶] A. Mortezaei, H.R. Ronagh, An artificial neural network model for dynamic analysis of RC buildings subjected to near-fault ground motions having forward directivity, *J. Seismol. Earthq. Eng.* ۱۳ (۲۰۱۱) ۱۷۹-۱۹۴.

[۷] Y. Bao, H. Li, Y. An, J. Ou, Dempster-Shafer evidence theory approach to structural damage

Learning-Based Optimization of Artificial Neural Network (TLBO-ANN) for the Prediction of Soil Permeability Coefficient, *Mathematical Problems in Engineering*, 2022 (2022).

[26] I. Khoja, T. Ladhari, F. M'sahli, A. Sakly, Teaching-Learning-Based Optimization for Parameter Identification of an Activated Sludge Process Model, *Mathematical Models and Computer Simulations*, 14(3) (2022) 516-531.

[27] T. Muther, F.I. Syed, A.K. Dahaghi, S. Negahban, Socio-inspired multi-cohort intelligence and teaching-learning-based optimization for hydraulic fracturing parameters design in tight formations, *Journal of Energy Resources Technology*, 144(7) (2022).

[28] S. Kumar, G.G. Tejani, N. Pholdee, S. Bureerat, P. Jangir, Multi-objective teaching-learning-based optimization for structure optimization, *Smart Science*, 10(1) (2022) 56-67.

[29] D.E. Goldberg, B. Korb, K. Deb, Messy genetic algorithms: Motivation, analysis, and first results, *Complex systems*, 3(5) (1989) 493-530.

[30] J.H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*, MIT press, 1992.

[31] M. Clerc, *Particle Swarm Optimization, Part. Swarm Optim.*, (2010) 1-17.

[32] R.V. Rao, Teaching-learning-based optimization algorithm, in: *Teaching learning based optimization algorithm*, Springer, 2016, pp. 9-39.

[33] R.V. Rao, V.J. Savsani, D. Vakharia, Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems, *Computer-Aided Design*, 43(3) (2011) 303-315.

[34] O.C. Zienkiewicz, R.L. Taylor, J.Z. Zhu, *The finite element method: its basis and fundamentals*, Elsevier, 2005.

[35] A.K. Chopra, *Dynamics of structures*, Pearson Education India, 2007.

[36] E. Figueiredo, G. Park, J. Figueiras, C. Farrar, K. Worden, Structural health monitoring algorithm comparisons using standard data sets, *Los Alamos National Lab.(LANL)*, Los Alamos, NM (United States), 2009.

[37] S. Tiachacht, A. Bouazzouni, S. Khatir, A. Behtani, Y.-L.-M. Zhou, M.A. Wahab, Structural health monitoring of 3D frame structures using finite element modal analysis and genetic algorithm, *Journal of Vibroengineering*, 20(1) (2018) 202-214.

[38] X.-L. Li, R. Serra, J. Olivier, Performance of Fitness Functions Based on Natural Frequencies in Defect Detection Using the Standard PSO-FEM Approach, *Shock and Vibration*, 2021 (2021).

[39] C.A. Perez-Ramirez, A.Y. Jaen-Cuellar, M. Valtierra-Rodriguez, A. Dominguez-Gonzalez, R.A. Osornio-Rios, R.D.J. Romero-Troncoso, J.P. Amezquita-Sanchez, A two-step strategy for system identification of civil structures for Structural Health Monitoring using wavelet transform and genetic algorithms, *Applied Sciences*, 9(2) (2019) 111.

[40] R.P. Bandara, T.H. Chan, D.P. Thambiratnam, Structural damage detection method using frequency response functions, *Structural Health Monitoring*, 13(4) (2014) 418-429.

[41] P.d.S.L. Alexandrino, G.F. Gomes, S.S. Cunha Jr, A robust optimization for damage detection using multiobjective genetic algorithm, neural network and fuzzy decision making, *Inverse Problems in Science and Engineering*, 28(1) (2020) 21-46.

[42] P. Ghannadi, S. Khatir, S.S. Kourehli, A. Nguyen, D. Boutchicha, M.A. Wahab, Finite element model updating and damage identification using semi-rigidly connected frame element and optimization procedure: An experimental validation, *Structures*, 50 (2023) 1173-1190.

[43] P. Ghannadi, S.S. Kourehli, Efficiency of the slime mold algorithm for damage detection of large-scale structures, *Struct. Des. Tall Spec. Build.* 31 (2022) e1967.

[44] L. YiFei, H.-L. Minh, S. Khatir, T. Sang-To, T. Cuong-Le, C. MaoSen, M.A. Wahab, Structure damage identification in dams using sparse polynomial chaos expansion combined with hybrid K-means clustering optimizer and genetic algorithm, *Eng. Struct.* 283 (2023) 115891.

[45] Q.-A.T. Bui, N. Al-Ansari, H.V. Le, I. Prakash, B.T. Pham, Hybrid Model: Teaching

[۳۷] R. Brincker, L. Zhang, P. Andersen, Modal identification from ambient responses using frequency domain decomposition, in: Proceedings of the ۱۸th international modal analysis conference (IMAC), San Antonio, TX, USA, ۲۰۰۰, pp. ۶۲۵-۶۳۰.

[۳۸] M. Mitchell, An introduction to genetic algorithms mit press, Cambridge, Massachusetts. London, England, ۱۹۹۶ (۱۹۹۶).

[۳۹] A. Chipperfield, P. Fleming, H. Pohlheim, C. Fonseca, A genetic algorithm toolbox for MATLAB, in: Proc. International Conference on Systems Engineering, Coventry, UK, ۱۹۹۴.

پایگاه دانشی
نشریه