

شناسایی و تعیین مقدار آسیب سازه‌ها با روش به‌روزرسانی مدل ارتعاش - محور و به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری

علی کاوه* (استاد)

سید میلاد حسینی (دانشجوی دکتری)

دانشکده‌ی مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت

فرناز بزرین‌پور (دانشیار)

دانشکده‌ی مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت

مهندسی عمران شریف، بهار (۱۴۰۰)
دوری ۲ - ۳۷، شماره ۱/۱، ص. ۸۴-۷۱

در مطالعه‌ی حاضر، یک روش جدید به‌روزرسانی مدل بر مبنای پارامترهای مودال اصلی سازه (بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی متناظر) ارائه شده است. بدین منظور، یک تابع ترکیبی ارتعاش - محور با هدف کمیته‌سازی اختلاف بین مشخصات سازه‌ی اندازه‌گیری شده و مدل تحلیلی تعریف شده است. به‌منظور کاهش آثار نوفه، یک تابع جریمه بر تابع هدف اعمال شده است. برای حل مسئله‌ی شناسایی آسیب از الگوریتم بهینه‌یاب مبتنی بر آموزش و یادگیری استفاده شده است. جهت ارزیابی تابع هدف، سه مثال عددی بررسی شده است. چالش‌هایی نظیر اثر نوفه و تابع جریمه در نتایج شناسایی آسیب مطالعه شده است. همچنین مطالعه‌ی مقایسه‌ی تابع هدف پیشنهادی با سه تابع هدف دیگر مبتنی بر اطلاعات مودال انجام شده است. نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی با اعمال تابع جریمه و به کار بردن الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری می‌تواند یک روش قابل اطمینان و پایدار در شناسایی آسیب سازه‌ها محسوب شود.

واژگان کلیدی: شناسایی آسیب، روش به‌روزرسانی مدل، پارامترهای مودال، تابع هدف، الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری.

۱. مقدمه

سازه‌های مهندسی ممکن است در طول عمر مفید خود در اثر عواملی، نظیر زلزله دچار آسیب شوند، به طوری که گسترش آن ممکن است تلفات جانی و مالی زیادی به همراه داشته باشد. به‌منظور جلوگیری از وقوع چنین حوادثی لازم است تا به‌موقع شناسایی آسیب صورت گیرد. لذا پژوهش‌گران سعی کردند تا روش‌های متنوعی را برای تعیین محل و شدت آسیب سازه‌ی ارائه کنند. در این میان، روش‌های ارتعاش - محور به دلیل این‌که نسبتاً آسان به دست می‌آیند، بسیاری از پژوهش‌گران به آن توجه کرده‌اند. از طرفی، بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی به دلیل این‌که مستقل از تحریک خارجی هستند، می‌توانند به‌عنوان معیاری برای اندازه‌گیری آسیب در سازه استفاده شوند.^[۱] ایده‌ی اصلی حاکم بر روش‌های مذکور آن است که پارامترهای مودال سازه، شامل: بسامد طبیعی، شکل‌های مودی و میرایی مودال، تابعی از خواص فیزیکی سازه، شامل: جرم، میرایی، و سختی هستند.

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۸/۱۲/۱۱، اصلاحیه ۱۳۹۹/۴/۱۴، پذیرش ۱۳۹۹/۴/۳۱.

DOI:10.24200/J30.2020.55365.2732

بنابراین، تغییر در خواص فیزیکی سازه منجر به تغییر در پارامترهای مودال آن خواهد شد.^[۳]

دسته‌ی از روش‌های ارتعاش - محور با رویکرد به‌روزرسانی مدل تحلیلی، مسئله‌ی شناسایی آسیب را به‌صورت یک مسئله‌ی بهینه‌سازی حل می‌کنند. در روش‌های ذکر شده، مسئله‌ی بهینه‌سازی به‌صورت یک تابع هدف^۱ حساس به رخداد آسیب، که اختلاف بین مدل تحلیلی و سازه‌ی اندازه‌گیری شده (آسیب دیده) را نشان می‌دهد، رابطه‌بندی می‌شود. هدفی که در مسئله‌ی اخیر دنبال می‌شود، کمیته‌سازی تابع هدف یا به‌عبارت دیگر، همگرا کردن پاسخ‌های به دست آمده از مدل تحلیلی به پاسخ‌های ثبت شده از سازه‌ی آسیب دیده است. در حالت کلی، دوروش برنامه‌ریزی ریاضی و فرایبتکاری، برای بهینه‌سازی تابع هدف وجود دارد. برخلاف روش‌های ریاضی، روش‌های فرایبتکاری به‌دلیل اثربخشی و استحکام آن‌ها در مقابله با عدم قطعیت‌ها، وجود اطلاعات محدود و شرایط نوفه‌ی ناشی از خطای اندازه‌گیری در بین پژوهش‌گران، محبوبیت بیشتری دارند. از این رو بسیاری از پژوهش‌گران برای مسئله‌ی شناسایی آسیب از روش‌های فرایبتکاری استفاده کرده‌اند.^[۲، ۱۵-۴]

(۲۰۲۰)،^[۱۶] هم با ارائه‌ی نسخه‌ی بهبود یافته‌ی الگوریتم تفاضل تکاملی و استفاده از یک تابع جریمه در تابع هدف مبتنی بر ماتریس نرمی اقدام به شناسایی محل و شدت آسیب در سازه‌های صفحه‌ی کرده است.

به‌عنوان یک نتیجه‌گیری کلی، برای این‌که حساسیت تابع هدف به رخداد آسیب به‌ویژه در شرایط وجود نوفه و عدم قطعیت موجود در اندازه‌گیری افزایش پیدا کند، یک تابع جریمه می‌تواند برای تابع هدف در نظر گرفته شود. از طرفی، زمانی که بسامد طبیعی و شکل‌های مودی با هم ترکیب می‌شوند، نتایج شناسایی آسیب بهتر از حالتی است که از هر کدام از آن‌ها به‌صورت جداگانه استفاده شود. از این رو در مطالعه‌ی حاضر، شکل جدیدی از ترکیب بسامد طبیعی و شکل مودی با اعمال تابع جریمه ارائه شده است. در ادامه، برای حل مسئله‌ی شناسایی آسیب در قالب مسئله‌ی بهینه‌یابی از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO)،^[۲۶] استفاده شده است. الگوریتم اخیر جزء الگوریتم‌های تکاملی مبتنی بر جمعیت است و در مقایسه با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، سرعت هم‌گرایی بالایی دارد. الهام‌بخش اصلی الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری بر اساس فرایند یادگیری دانش‌آموزان به‌صورت سنتی است، که در مدرسه شکل می‌گیرد. به‌طوری که هر دانش‌آموز، دانش خود را توسط دانش‌آموز دیگر یا توسط معلم خود ارتقاء می‌دهد. جهت ارزیابی کارایی روش پیشنهادی الگوریتم بهینه‌یاب به کار رفته، سه مثال عددی، شامل: قاب برشی ۸ طبقه، تیر سراسری ۲۶ عضوی و خرپای فضایی ۲۵ عضوی مطالعه و بررسی شده است. در مثال عددی اول، نتایج شناسایی آسیب قاب برشی حاصل از الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری با ۵ الگوریتم بهینه‌یاب مشهور دیگر ارزیابی و مقایسه شده است. در مثال عددی دوم، اثر تابع جریمه در نتایج شناسایی آسیب بررسی شده است. و در مثال آخر، نیز به‌منظور بررسی کارآمدی تابع هدف پیشنهادی، نتایج شناسایی آسیب با سه تابع هدف دیگر مقایسه شده است.

۲. رویکرد شناسایی آسیب سازه‌ی

۲.۱. مبانی روش ارتعاش - محور و مدل‌سازی آسیب

در روش شناسایی آسیب ارتعاش - محور، پارامترهای مودال اصلی سازه، شامل: بسامد طبیعی و شکل‌های مودی سازه می‌توانند با استفاده از حل معادله‌ی ۱ محاسبه شوند:

$$(K - \omega_i^2 M) \varphi_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

که در آن، ω_i و φ_i به ترتیب بسامد طبیعی و شکل مودی در مود i ام، M و K نیز به ترتیب ماتریس‌های جرم و سختی $n \times n$ هستند.

روشی که به‌طور گسترده برای مدل‌سازی آسیب در سازه‌ها استفاده می‌شود، در نظر گرفتن آسیب به‌عنوان کاهش در ویژگی‌های سختی سازه، نظیر: مدول کشسانی، سطح مقطع و ممان اینرسی مقطع است. به طوری که فرض می‌شود تغییری در جرم سازه، قبل و بعد از آسیب رخ ندهد.^[۲۵] در مطالعه‌ی حاضر، نیز میزان آسیب به‌صورت کاهش نسبی مدول کشسانی هر المان سازه در نظر گرفته شده است:^[۲۵]

$$x_e = \frac{E_e^h - E_e^d}{E_e^h}, \quad e = 1, 2, \dots, nte \quad (2)$$

که در آن، E_e^d و E_e^h به ترتیب مدول کشسانی المان e ام در حالت سالم و آسیب دیده و nte تعداد کل المان‌های سازه‌ی بررسی شده است. در رابطه‌ی ۲ واضح است که x_e در بازه‌ی صفر و ۱ قرار دارد؛ به طوری که صفر، نشان‌دهنده‌ی سالم بودن المان

نوبه‌یاری و سیدپور (۲۰۱۱)،^[۱۶] فقط با در نظر گرفتن تغییرات بسامد طبیعی به‌عنوان پارامتر حساس به رخداد آسیب، تابع هدفی را بر اساس تغییرات بسامد طبیعی پیشنهاد داده‌اند. آن‌ها برای حل مسئله‌ی شناسایی آسیب با سرعت و دقت بیشتر، نسخه‌ی بهبود یافته‌ی الگوریتم ژنتیک را معرفی کردند. ماجومدار^۲ و همکاران (۲۰۱۲)،^[۱۷] با استفاده از الگوریتم بهینه‌یاب کلونی مورچگان (ACO)^۳ و تعریف تابع هدفی بر اساس تغییرات بسامد طبیعی فقط چند مود اول سازه، شناسایی آسیب در سازه‌های خرپایی را بررسی کرده‌اند. سادا^۴ و همکاران (۲۰۱۳)،^[۱۸] تابع هدفی را بر اساس اختلاف میان بسامد طبیعی اندازه‌گیری شده و محاسبه شده ارائه کردند و برای پیدا کردن ترک یا محل آسیب در سازه‌های تیری شکلی، الگوریتم بهینه‌یاب ازدحام ذرات (PSO)^۵ را به‌کار بردند.

به دست آوردن بسامدهای طبیعی سازه، قبل و بعد از رخداد آسیب آسان است و با نصب حس‌گرهایی در نقاط قابل دسترس از سازه قابل تخمین است. اما زمانی که سازه‌ی مورد نظر متقارن است، استفاده از توابع هدف مبتنی بر فقط تغییرات بسامد طبیعی، دقت کافی ندارد و ممکن است اعضاء سالم سازه را نیز به‌عنوان آسیب تشخیص دهد؛ زیرا آسیب در نقاط منظم و متقارن از سازه باعث ایجاد تغییرات بسامدی برابر می‌شود. از طرفی، آسیب با شدت و مکان‌های مختلف می‌تواند تغییرات برابر در برخی از بسامدهای اندازه‌گیری شده ایجاد کند. از این رو برای آن‌که این دسته از روش‌ها در روند شناسایی آسیب سازه‌ی مؤثرتر واقع شوند، می‌توانند در ترکیب با سایر پارامترهای مودال، نظیر شکل‌های مودی استفاده شوند. کاوه و ذولقدر (۲۰۱۵)،^[۱۱] برای شناسایی آسیب سازه‌های خرپایی، از توابع هدفی مبتنی بر تغییرات بسامد طبیعی و شکل‌های مودی استفاده کردند و مسئله را به کمک الگوریتم بهینه‌یاب جستجوی ذرات باردار (CSS)^۶ بهبود یافته حل کردند. مهربان و همکاران (۲۰۱۶)،^[۱۹] دو تابع هدف یکی بر اساس ماتریس نرمی و دیگری نیز مبتنی بر ترکیب بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی برای شناسایی مکان و شدت آسیب سازه‌ی ارائه کردند. همچنین ایشان برای حل مسئله‌ی شناسایی آسیب از مقایسه‌ی نتایج الگوریتم ازدحام ذرات و جستجوی ذرات باردار استفاده کردند. میشرای^۷ و همکاران (۲۰۱۸)،^[۲۰] نیز دو تابع هدف یکی بر اساس فقط تغییرات بسامد طبیعی و دیگری بر اساس تغییرات هم‌زمان بسامد طبیعی و شکل‌های مودی در نظر گرفتند. آن‌ها برای کمیته‌سازی توابع هدف به کار رفته از الگوریتم بهینه‌یاب شیر مورچه (ALO)^۸ استفاده کردند. در سال ۲۰۱۹ کاوه و همکاران،^[۲۱] به‌منظور کاهش وزن محاسباتی، روش‌هایی که هم‌زمان تغییرات بسامد طبیعی و شکل مودی را در نظر می‌گیرند، به‌عنوان یک روش دوگامی برای شناسایی آسیب سازه‌ها پیشنهاد دادند. آن‌ها برای حل مسئله از الگوریتم بهینه‌یاب تبخیر آب تسریع داده شده (AWEO)^۹ استفاده کردند.

با توجه به وجود نوفه در فرایند شناسایی آسیب سازه‌ی، بیشتر اعضاء سازه به‌عنوان عضو آسیب دیده پیدا می‌شوند، که در حقیقت بعضی از آن‌ها سالم هستند. بنابراین یک تابع جریمه می‌تواند با افزایش تعداد محل‌هایی که به‌عنوان اعضاء آسیب دیده گزارش شده است، به تابع هدف وزن دهد.^[۲۲] کاوه و منیت (۲۰۱۵)،^[۲۳] از رویکرد اعمال تابع جریمه به تابع هدف استفاده کردند و تابع هدفی بر اساس بسامد طبیعی و شکل مودی پیشنهاد دادند. برای حل مسئله نیز الگوریتم بهینه‌یاب جستجوی ذرات باردار مغناطیسی (MCSS)^{۱۰} و الگوریتم ازدحام ذرات را به‌کار بردند و نتایج شناسایی آسیب حاصل از دو الگوریتم را با یکدیگر مقایسه کردند. همچنین کیم^{۱۱} و همکاران (۲۰۱۹)،^[۲۴] با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی (DE)^{۱۲} یک تابع جریمه‌ی جدید، که منجر به پیدا کردن نتایج بهتر در شناسایی آسیب و هم‌گرایی الگوریتم می‌شود، برای تابع هدف مبتنی بر اطلاعات ارتعاشی ارائه کردند. گوادریا^{۱۳}

بردار X ، مقادیر آسیب مجهول برای المان‌های سازه را نشان می‌دهد. $G(X)$ تابع هدف پیشنهادی جریمه شده و $P(X)$ یک تابع جریمه است، که با استفاده از روش ضرب شونده به تابع هدف $F(X)$ اعمال شده است؛ با این فرض که بیشتر المان‌های سازه‌ی آسیب دیده، سالم هستند و فقط برخی از آن‌ها دچار آسیب شده‌اند. از این رو تابع جریمه به صورت نسبت تعداد المان‌های آسیب دیده $m^d(X)$ از حل X به تعداد کل المان‌های سازه (nte) در نظر گرفته می‌شود. باید این نکته را مد نظر قرار داد که با اعمال کردن تابع جریمه به تابع هدف، نه فقط فاصله‌ی بین پاسخ‌های مودال سازه حاصل از مدل تحلیلی و آزمایشگاهی (آسیب دیده) به میزان کمینه می‌رسد، بلکه باعث می‌شود که تعداد المان‌های آسیب دیده کاهش یابد و از شناسایی المان‌هایی که به اشتباه آسیب دیده گزارش شده‌اند، پرهیز شود.^[۲۵] در ادامه، تابع $G(X)$ با کمک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری که در بخش بعد ارائه شده است، بررسی و ارزیابی شده است.

۳. الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری

الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) برای اولین بار در سال ۲۰۱۱ میلادی توسط راتو^{۱۷} و همکارانش معرفی شده است،^[۲۶] که ایده‌ی اصلی حاکم بر آن بر اساس فرایند یادگیری سنتی دانش‌آموزان در مدرسه است. الگوریتم TLBO، یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت است؛ به طوری که تعداد دانش‌آموزان در آن به عنوان تعداد اعضاء جمعیت در الگوریتم در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای الگوریتم TLBO، فقط شامل تعداد اعضاء جمعیت و تعداد تکرارها به عنوان معیار خاتمه‌ی الگوریتم است.

از آنجایی که آسیب هر المان می‌تواند عددی بین ۰ و ۱ باشد، کران بالا و پایین الگوریتم TLBO به ترتیب به دو مقدار ۰ و ۱ محدود می‌شوند. به طوری که اگر الگوریتم TLBO، مقدار ۰ را برای یک المان از سازه پیدا کرد، نشان می‌دهد که آن المان توسط الگوریتم TLBO، کاملاً سالم تخمین زده شده و اگر مقدار ۱ را یافت، نشان دهنده‌ی آن است که المان مرتبط کاملاً آسیب دیده است.

در الگوریتم TLBO، سطح دانش هر دانش‌آموز نمایانگر مقدار تابع هدف در فضای جواب مسئله است و بهترین دانش‌آموز نیز به عنوان معلم در نظر گرفته می‌شود. الگوریتم TLBO، دو مرحله‌ی کلی تأثیر معلم در دانش‌آموزان و تأثیر دانش‌آموزان در یکدیگر دارد. در الگوریتم TLBO، عملیات بهینه‌یابی با جمعیتی از راه‌حل‌های تصادفی که دانش‌آموزان هستند، آغاز می‌شود. در هر تکرار از فرایند الگوریتم مذکور، بهترین دانش‌آموز (بهترین جواب به دست آمده در آن تکرار) به عنوان معلم انتخاب می‌شود. دانش‌آموزان به طور مکرر به روزرسانی می‌شوند، تا قادر باشند جستجو برای یافتن جواب بهینه را به انجام رسانند. جستجوی ذکر شده در ۲ گام بر اساس انتقال دانش از معلم به دانش‌آموزان (گام معلم) و نیز تعامل علمی دانش‌آموزان با همدیگر (گام دانش‌آموزان) صورت می‌پذیرد.

در گام معلم، نحوه‌ی تولید جواب جدید به صورت رابطه‌ی ۷ است:^[۲۷]

$$\begin{aligned} \text{stepsize}_i &= T - TF_i \times \text{Mean}L \\ \text{new}L &= L + \text{rand}_{ij} \times \text{stepsize}_i \end{aligned} \quad (7)$$

$$i = 1, 2, \dots, nL \text{ and } j = 1, 2, \dots, nV$$

که در آن‌ها، T معلم و L دانش‌آموز است. nL و nV به ترتیب تعداد دانش‌آموزان و تعداد متغیرهای مسئله‌ی طراحی را نشان می‌دهند. $\text{new}L$ دانش‌آموزان جدید بر اساس گام معلم هستند rand_{ij} یک عدد تصادفی است، که از بازه‌ی پیوسته‌ی

e^0 و ۱، بیانگر آسیب‌دیدگی کامل المان e^0 است. در این حالت ماتریس سختی کل سازه مطابق رابطه‌ی ۳ برابر با مجموع ماتریس سختی‌های المان‌های سالم و آسیب دیده است:^[۲۵]

$$K = \sum_{e=1}^{nte} (1 - x_e) \times k_e \quad (3)$$

۲.۲. جزئیات روش پیشنهادی

در بخش کنونی به معرفی تابع هدف پیشنهادی پرداخته شده است. همان‌طور که در بخش مقدمه نیز اشاره شد، وقوع آسیب در سازه‌ها منجر به ایجاد تغییر در بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی سازه می‌شوند. اگرچه به دست آوردن تغییرات بسامد طبیعی در اثر رخداد آسیب امری آسان است، ولی تغییرات آن ناشی از آسیب بسیار کم بوده است، به گونه‌ی که آسیب‌های جزئی را به تنهایی نمی‌توان با تغییرات بسامد شناسایی کرد. از طرفی دیگر، شکل‌های مودی در مقایسه با بسامدهای طبیعی دارای اطلاعات محلی هستند، که منجر به حساسیت بیشتر آن‌ها به آسیب‌های محلی می‌شود و آن‌ها را قادر می‌سازد تا مستقیماً در شناسایی آسیب استفاده شوند. همچنین شکل‌های مودی نسبت به بسامدهای طبیعی حساسیت کمتری به آثار محیطی مانند دما دارند، ولی اندازه‌گیری آن‌ها مستلزم نصب حسگرهای زیادی بر روی سازه است و با دقت کمتری نسبت به بسامدهای طبیعی اندازه‌گیری می‌شوند، از این رو حساسیت بیشتری به وجود نوفه دارند.^[۲۲،۲۳]

به منظور غلبه کردن بر مشکلاتی که در استفاده‌ی تکی هر کدام از پارامترهای ذکر شده‌ی مودال وجود دارد، یک تابع هدف که اثر هر دوی آن‌ها را به طور هم‌زمان در نظر می‌گیرد، پیشنهاد شده است. از این رو تابع هدف پیشنهادی در نوشتار حاضر، بر پایه‌ی در نظر گرفتن هم‌زمان بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی سازه استوار است. تابع هدف پیشنهادی به صورت رابطه‌ی ۴ است:

$$F(X) = \left[\sum_{i=1}^p [\beta_i \times (1 - MAC(i, i))] \right] \quad (4)$$

که در آن، β_i و $MAC(i, i)$ از رابطه‌ی ۵ محاسبه می‌شوند:

$$\begin{aligned} \beta_i &= \left(\frac{\omega_i^d}{\omega_i^c} \right)^2 \\ MAC(i, i) &= \frac{|\{\varphi_d\}_i^T \{\varphi_c\}_i|^2}{(\{\varphi_d\}_i^T \{\varphi_d\}_i)(\{\varphi_c\}_i^T \{\varphi_c\}_i)} \end{aligned} \quad (5)$$

که در آن، p تعداد مودهای در نظر گرفته شده برای شناسایی آسیب را نشان می‌دهد و φ به ترتیب نشان‌دهنده‌ی بسامد طبیعی، شکل‌های مودی متناظر و MAC ^{۱۶} نیز معیار اطمینان مودال است.^[۲] اندیس‌های d و c به ترتیب مربوط به سازه‌ی آسیب دیده و مدل تحلیلی هستند. تابع هدف پیشنهادی بر اساس کمینه سازه‌ی تابع خطا بیان شده است، به طوری که مطلوب مسئله‌ی زمانی حاصل می‌شود که اختلاف بین مشخصات سازه‌ی اندازه‌گیری شده (آسیب دیده) و مدل تحلیلی به سمت صفر هم‌گرا شود. لازم به ذکر است که در حالت ایده‌آل، اختلاف اخیر صفر است.

با اعمال کردن تابع جریمه در رابطه‌ی ۴، مسئله‌ی شناسایی آسیب در قالب یک مسئله‌ی بهینه‌سازی به صورت رابطه‌ی ۶ ارائه می‌شود:

$$\begin{aligned} \text{Find } X &= [x_1, x_2, \dots, x_{nte}]^T \\ \text{Minimize } G(X) &= (1 + P(X)) \times F(X); P(X) = \frac{m^d(X)}{nte} \\ \text{Such that } 0 &\leq x_i \leq 1 \end{aligned} \quad (6)$$

این امر در الگوریتم سبب می‌شود که دانش‌آموزان دیگر در هر گام معلم با استفاده از اختلاف میان دانش معلم و دانش میانگین همه‌ی دانش‌آموزان پیشرفت کنند (راهبرد هم‌گرایی الگوریتم). دانش هر دانش‌آموز بر اساس موقعیتی که در فضای جستجو در اختیار دارد، به دست می‌آید. دانش‌آموزان نیز در یک کلاس با توجه به تعاملی که با یکدیگر دارند، بعد از آن‌که تدریس توسط معلم خاتمه می‌یابد، باعث پیشرفت دانش خودشان می‌شوند. الگوریتم TLBO در گام دانش‌آموز، هر دانش‌آموز را با تعامل دانش بین خود و دانش‌آموز دیگر که به‌طور تصادفی انتخاب شده است (راهبرد واگرایی الگوریتم)، پیشرفت می‌دهد. در ادامه، روش پیشنهادی با الگوریتم بهینه‌یاب مبتنی بر آموزش و یادگیری حل شده و پاسخ‌های بهینه‌ی مسئله به‌عنوان آسیب‌های) شناسایی شده ارائه شده‌اند.

۴. مطالعات عددی

در بخش کنونی، جهت ارزیابی کارایی روش پیشنهادی و الگوریتم بهینه‌یاب به‌کار گرفته شده در حل مسئله‌ی شناسایی آسیب سازه‌ها، سه مثال عددی شامل یک قاب برشی ۸ طبقه، یک تیرسراسری ۲ دهانه‌ی ۲۶ عضوی و یک خرپای فضایی ۲۵ عضوی بررسی شده است. شایان ذکر است که کلیه‌ی سازه‌های مورد مطالعه در بخش حاضر در فضای نرم‌افزار متلب^{۱۸} مدل‌سازی شده‌اند. سیستم به‌کار رفته جهت انجام تحلیل‌ها نیز پردازنده‌ی اینتل نسل نهم و حافظه‌ی دسترسی تصادفی (RAM) ۱۶ گیگابایت دارد.

عملاً یکی از مهم‌ترین مسائل چالش‌برانگیز، که در شناسایی آسیب سازه‌ها وجود دارد، لحاظ کردن آثار نوبه^{۲۰} است، که می‌تواند به طرز قابل توجهی در نتایج شناسایی آسیب اثر بگذارد. از طرفی، بررسی سازه تحت اثر اعمال نوبه به داده‌های ورودی، مسئله‌ی شناسایی آسیب را به حالت واقعی بسیار نزدیک‌تر می‌کند. در نوشتار حاضر، به منظور ارزیابی کارآمدی روش پیشنهادی در شناسایی آسیب سازه‌ها، اثر نوبه به‌طور هم‌زمان در بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی لحاظ شده است (روابط ۹ و ۱۰):

$$\omega_i^{noise} = \omega_i^{real} \times (1 + r_f \times N_f) \quad (9)$$

$$\varphi_i^{noise} = \varphi_i^{real} \times (1 + r_\varphi \times N_\varphi) \quad (10)$$

که در آن، ω_i^{noise} و φ_i^{noise} به ترتیب بسامد طبیعی و شکل مودی نام در اثر وجود نوبه، ω_i^{real} و φ_i^{real} به ترتیب بسامد طبیعی و شکل مودی نام در حالت ایده‌آل، N_φ و N_f به ترتیب شدت نوبه‌های اعمال شده بر بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی، r_φ و r_f نیز به ترتیب عدد و بردار تصادفی در بازه‌ی $[-1, 1]$ هستند، که با نرم‌افزار متلب تولید می‌شوند. در تمام مثال‌های بررسی شده‌ی نوشتار حاضر، سازه در دو حالت بررسی شده است:

۱. شرایط ایده‌آل، مربوط به زمانی است که هیچ‌کدام از داده‌های مودال بسامد و شکل‌های مودی، آغشته به نوبه نیستند. ۲. شرایط نوبه‌دار، در حالتی است که بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی سازه به ترتیب به میزان ۱ و ۳ درصد به نوبه آغشته می‌شوند.

۱.۴. قاب برشی ۸ طبقه

اولین مثال بررسی شده، یک قاب برشی ۸ طبقه‌ی فولادی (با $W = 500 \text{ KN}$ و $EI = 10 \text{ MN.m}^2$) است، که در شکل ۲ مشاهده می‌شود. منظور از قاب برشی،

[۱، ۵] انتخاب می‌شود. $MeanL$ میان‌گرمیانگین موقعیت دانش‌آموزان نسل کنونی در فضای مسئله است. TF ضریب معلم است، که میزان تأثیر معلم در دانش‌آموزان کلاس را کنترل می‌کند و می‌تواند یکی از مقادیر ۱ یا ۲ را داشته باشد. $stepsize$ نیز گام تولید شده در گام معلم است.

در گام دانش‌آموزان نحوه‌ی تولید جواب جدید به‌صورت رابطه‌ی ۸ است: [۲۷]

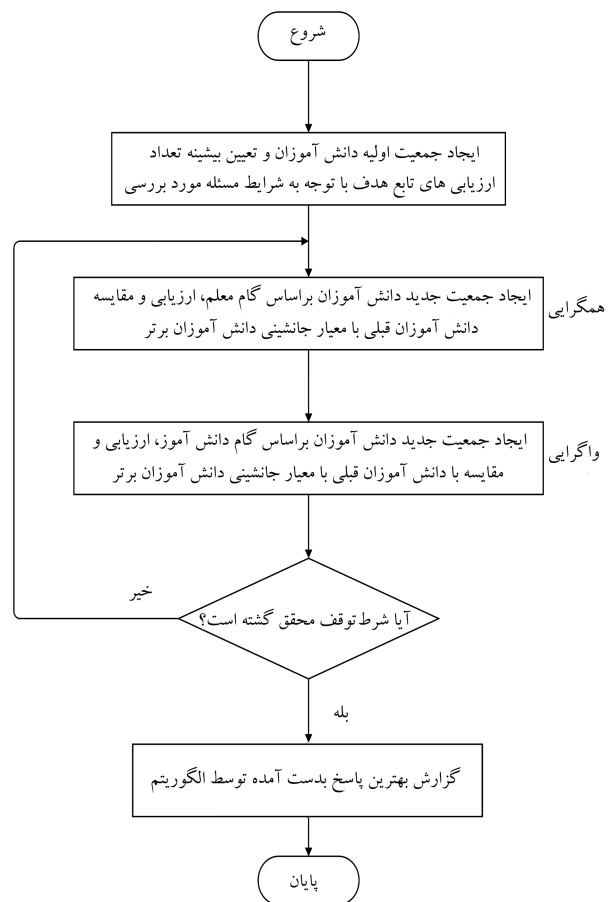
$$stepsize_i = \begin{cases} L_i - L_{rp} & PCost_i < PCost_{rp} \\ L_{rp} - L_i & PCost_i \geq PCost_{rp} \end{cases} \quad (8)$$

$$newL = L + rand_{ij} \times stepsize$$

$$i = 1, 2, \dots, nL \text{ and } j = 1, 2, \dots, nV$$

که در آن، $PCost_i$ مقدار تابع هدف جریمه شده مربوط به نامین دانش‌آموز است. L_{rp} دانش‌آموز تصادفی انتخاب شده (به غیر از خود دانش‌آموز موردنظر) است. nL و nV به ترتیب تعداد دانش‌آموزان و تعداد متغیرهای مسئله‌ی طراحی را نشان می‌دهند. $newL$ دانش‌آموزان جدید بر اساس گام دانش‌آموزان است. $stepsize$ نیز گام تولید شده در گام دانش‌آموزان است. فلوجارت الگوریتم TLBO در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

در الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری، عملکرد یادگیری کلاس یا عملکرد تدریس معلم به‌عنوان توزیع نرمال نمره‌های کسب شده توسط دانش‌آموزان در نظر گرفته می‌شود. اختلاف اصلی بین دو توزیع نرمال، در مقدار میانگین آن‌هاست. به عبارت دیگر، معلم بهتر به دانش‌آموزان با میانگین نمره‌های بالاتر درس می‌دهد.



شکل ۱. فلوجارت الگوریتم بهینه‌یاب مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO).

الگوریتم TLBO انتخاب شده‌اند. پارامترهای کنترلی هر کدام از الگوریتم‌های اخیر مطابق آنچه که در نوشتار [۲۷] پیشنهاد شده است، به‌کار رفته است. شایان ذکر است که به‌منظور ارائه نتایج قابل مقایسه، پیشینه‌ی تعداد ارزیابی‌های تابع هدف در تمام الگوریتم‌های بررسی شده بر روی ۵۰۰۰۰ تنظیم شده است. نتایج این اجراها در جدول‌های ۲ و ۳ گزارش شده است.

هر کدام از الگوریتم‌های مذکور مستقلاً ۱۰ بار اجرا شده و میانگین نتایج آن‌ها به‌عنوان نتایج شناسایی آسیب در جدول‌های اخیر با دقت دو رقم اعشار گزارش شده است. برای هر کدام از اجراهای انجام شده، مقادیر آماری که در اینجا رابطه‌بندی شده است، محاسبه شده است. درصد خطای نسبی ایجاد شده در هر اجرا و میانگین خطای نسبی اجراها به‌صورت رابطه‌ی ۱۱ تعریف می‌شود:

$$RE = \frac{\sum_{c=1}^{n+c} |x_c^d - x_c^e|}{m^d \times x_c^d} \times 100 (\%) \quad (11)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^{NIR} RE_i}{NIR}$$

که در آن، x_c^e و x_c^d به‌ترتیب کاهش نسبی مدول کشسانی اعضاء آسیب دیده و شناسایی آسیب شده توسط الگوریتم را نشان می‌دهد. NIR و m^d نیز به‌ترتیب تعداد اعضاء آسیب دیده و تعداد اجراهای مستقل را نشان می‌دهند، که در این جا NIR برابر ۱۰ است. به دلیل این‌که چندین اجرا انجام می‌شود، میانگین خطای نسبی باید محاسبه شود (MRE).

میانگین زمان اجراها نیز از طریق رابطه‌ی ۱۲ محاسبه می‌شود:

$$MT = \frac{\sum_{i=1}^{NIR} T_i}{NIR} \quad (12)$$

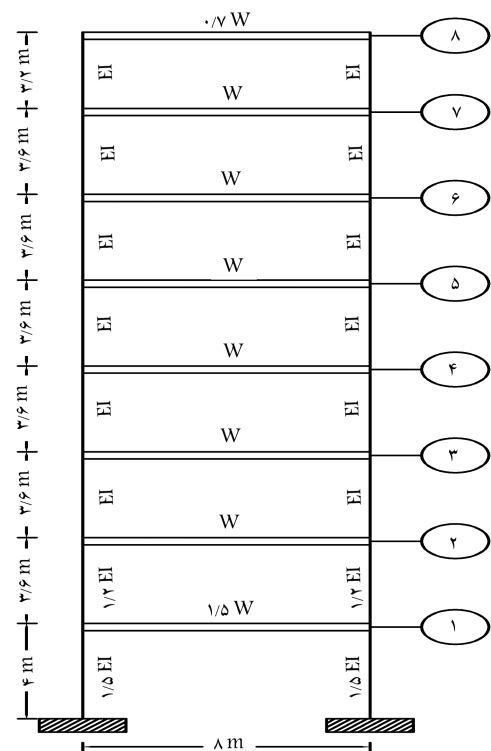
که در آن، T_i زمان اجرای هر تحلیل است. با استفاده از روابط آمار می‌توان انحراف معیار حاصل از خطای نسبی اجراها و زمان آن‌ها را نیز به‌صورت روابط ۱۳ و ۱۴ محاسبه کرد:

$$\sigma_{RE} = \sqrt{\frac{1}{NIR - 1} \sum_{i=1}^{NIR} (RE_i - MRE)^2} \quad (13)$$

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{1}{NIR - 1} \sum_{i=1}^{NIR} (T_i - MT)^2} \quad (14)$$

در جدول ۲، نتایج شناسایی آسیب (میانگین ۱۰ اجرای مستقل) حاصل از الگوریتم‌های مختلف در شرایط ایده‌آل ارائه شده است، که در آن، سناریوی اول الگوریتم‌های TLBO، CS، WEO و CPA توانسته‌اند در تمام اجراها به جواب یکسانی دست پیدا کنند. به‌طوری‌که میانگین نتایج شناسایی آسیب تخمین زده شده توسط الگوریتم‌های مذکور، نتایج کاملاً یکسانی با سناریوی آسیب مرتبط طبق جدول ۱ داشته است. این در حالی است که نتایج به دست آمده برای الگوریتم‌های RO و TWO با مقداری خطا همراه شده است. در سناریوی دوم نیز دو الگوریتم RO و TWO در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها، دقت کمتری را در آشکارسازی آسیب ارائه داده‌اند.

در ادامه، در جدول ۳ میانگین نتایج شناسایی آسیب تخمین زده شده در حالت وجود نوبه ارائه شده است. که مطابق آن، اعمال نوبه، نتایج را با مقدار خطای بیشتری نسبت به حالت ایده‌آل همراه کرده است. در سناریوی اول، دوباره الگوریتم‌های TLBO، CS، WEO و CPA توانسته‌اند طبقه‌ی آسیب دیده را به



شکل ۲. قاب برشی ۸ طبقه (ابعاد بر حسب متر).

جدول ۱. سناریوهای آسیب قاب برشی ۸ طبقه.

سناریو	طبقه‌های (های) آسیب دیده	شدت آسیب (%)
اول	۵	۱۵
دوم	۲	۱۰
	۵	۵

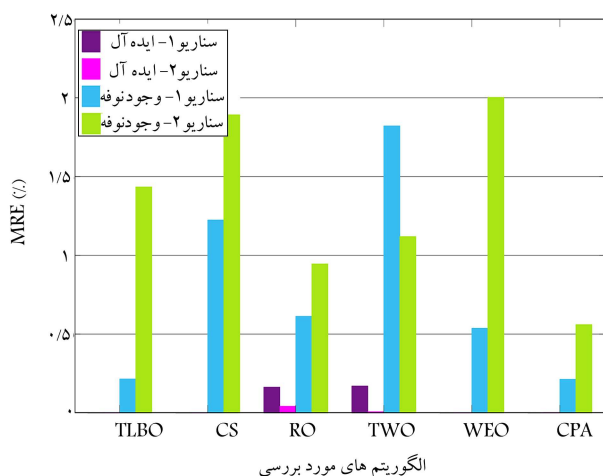
قابی است که در آن، هر طبقه، یک درجه‌ی آزادی انتقالی در امتداد محور افقی دارد. بنابراین، قاب مذکور ۸ درجه‌آزادی انتقالی دارد. پارامترهای مربوط به الگوریتم بهینه‌سازی، شامل اندازه‌ی جمعیت دانش‌آموزان و پیشینه‌ی تعداد ارزیابی‌های تابع هدف بر اساس آزمون و خطا و بر اساس ماهیت مسئله‌ی بررسی شده به ترتیب برابر ۵۰ و ۵۰۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

به‌منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی در شناسایی آسیب‌ها، ۲ سناریوی آسیب مختلف در نظر گرفته شده است، که در جدول ۱ ارائه شده‌اند. هر چند با افزایش تعداد مودهای ۲۱ سازه، نتایج شناسایی آسیب دقیق‌تر خواهد بود، اما در مثال اخیر فرض شده است که فقط اطلاعات مودال ۳ مود اول سازه، شامل بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی در دسترس است.

در مثال حاضر، به‌منظور ارزیابی کارآمدی الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) در یافتن مکان و شدت آسیب سازه‌ی، نتایج شناسایی آسیب روش پیشنهادی با ۵ الگوریتم مشهور دیگر مقایسه شده است. [۲۸، ۲۷] الگوریتم‌های مذکور عبارت‌اند از: الگوریتم جستجوی فاخته (CS)، [۲۲] الگوریتم بهینه‌سازی پرتو (RO)، [۲۳] الگوریتم بهینه‌سازی مسابقه‌ی طناب‌کشی (TWO)، [۲۴] الگوریتم بهینه‌سازی تبخیر آب (WEO) [۲۵] و الگوریتم بکرزایی چرخه‌ی (CPA). [۲۶] الگوریتم‌های ذکر شده عملکرد مناسب خود را در بسیاری از مسائل بهینه‌سازی، از جمله شناسایی آسیب سازه‌ها نشان داده‌اند. [۲۹، ۳۱] از این رو برای مقایسه با

جدول ۲. مقایسه‌ی نتایج شناسایی آسیب الگوریتم‌های بهینه‌یابی بررسی شده در حالت ایده‌آل برای قاب برشی (برحسب درصد).

سناریو	طبقه	TLBO	CS	RO	TWO	WEO	CPA
اول	۱	۰	۰	۰٫۱۳	۰٫۱۷	۰	۰
	۲	۰	۰	۰٫۲۵	۰٫۱۷	۰	۰
	۳	۰	۰	۰٫۰۶	۰٫۱۷	۰	۰
	۴	۰	۰	۰٫۱۸	۰٫۱۷	۰	۰
	۵	۱۵	۱۵	۱۵٫۱۷	۱۵٫۱۴	۱۵	۱۵
	۶	۰	۰	۰٫۰۹	۰٫۱۷	۰	۰
	۷	۰	۰	۰٫۱۱	۰٫۱۷	۰	۰
	۸	۰	۰	۰٫۱۶	۰٫۱۷	۰	۰
	MRE (%)	۰	۰	۰٫۱۶	۰٫۱۷	۰	۰
	σ_{RE} (%)	۰	۰	۰٫۱۳	۰٫۲۴	۰	۰
MT (sec.)	۱٫۱۵	۱٫۱۸	۱٫۶۶	۳٫۰۱	۱٫۵۶	۲٫۰۱	
σ_T (sec.)	۰٫۱۱	۰٫۰۹	۰٫۰۸	۰٫۶۱	۰٫۰۹	۰٫۱۷	
دوم	۱	۰	۰	۰٫۰۲	۰٫۰۱	۰	۰
	۲	۱۰	۱۰	۹٫۹۲	۱۰	۱۰	۱۰
	۳	۰	۰	۰٫۰۳	۰٫۰۶	۰	۰
	۴	۰	۰	۰٫۰۲	۰	۰	۰
	۵	۵	۵	۴٫۹۹	۴٫۹۹	۴٫۹۹	۵
	۶	۰	۰	۰٫۰۲	۰٫۰۱	۰	۰
	۷	۰	۰	۰٫۰۱	۰	۰	۰
	۸	۰	۰	۰٫۰۳	۰٫۰۱	۰	۰
	MRE (%)	۰	۰	۰٫۰۴	۰٫۰۱	۰	۰
	σ_{RE} (%)	۰	۰	۰٫۰۱	۰٫۰۲	۰	۰
MT (sec.)	۱٫۳۷	۱٫۰۴	۲٫۰۳	۲٫۷۰	۲٫۱۵	۱٫۹۸	
σ_T (sec.)	۰٫۱۱	۰٫۰۱	۰٫۳۶	۰٫۲۱	۰٫۲۸	۰٫۲۲	



شکل ۳. میانگین درصد خطای نسبی ایجاد شده در الگوریتم‌های بررسی شده در حالت‌های مختلف.

درستی تشخیص بدهند. ولی در آشکارسازی میزان آسیب طبقه با مقداری خطا همراه هستند، که مقدار آن در الگوریتم‌های TLBO و CPA مقدار کمتری دارد. این در حالی است که در سناریوی دوم فقط الگوریتم TLBO توانسته است طبقات آسیب دیده را به درستی شناسایی کند، اگرچه به لحاظ شدت آسیب تخمین زده شده مقداری خطا وجود دارد، که قابل اغماض است.

پارامترهای MRE و MT به دست آمده توسط هر کدام از الگوریتم‌ها، علاوه بر آن که در جدول‌های ۲ و ۳ گزارش شده‌اند، به صورت نمودارهای قابل مقایسه‌ی به ترتیب در شکل‌های ۳ و ۴ مشاهده می‌شوند. از بررسی شکل ۳ مشاهده می‌شود که الگوریتم‌های TLBO، CS، WEO و CPA در حالت ایده‌آل برای هر دو سناریوی آسیب، مقدار MRE را صفر یافتند. در حالی که در حالت وجود نوفه برای تمامی الگوریتم‌ها مقداری خطا وجود دارد. از بررسی شکل ۴ نیز ملاحظه می‌شود که به لحاظ میانگین زمان اجراها، الگوریتم TLBO و CS مقدار کمتری دارند و نسبت به سایر الگوریتم‌ها، سریع‌تر جواب بهینه را در مسئله‌ی ذکر شده پیدا می‌کنند.

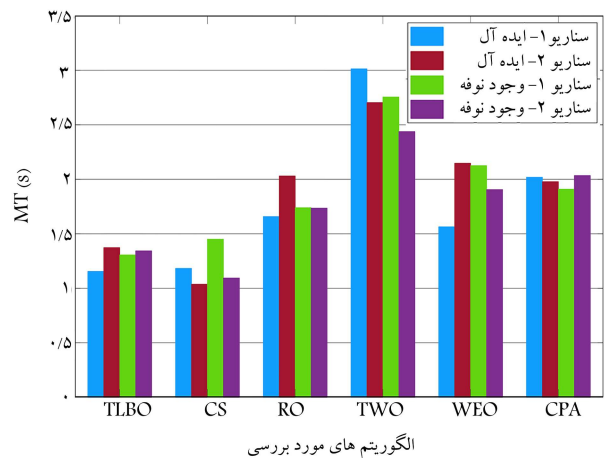
جدول ۳. مقایسه‌ی نتایج شناسایی آسیب الگوریتم‌های همیشه‌یابی بررسی شده در حالت وجود نوفه برای قاب برشی (برحسب درصد).

سناریو	طبقه	TLBO	CS	RO	TWO	WEO	CPA
اول	۱	۰	۰	۱,۰۴	۰,۷۸	۰	۰
	۲	۰	۰	۰,۱۱	۰,۱۹	۰	۰
	۳	۰	۰	۰,۸۰	۰,۳۵	۰	۰
	۴	۰	۰	۰,۰۳	۰,۳۸	۰	۰
	۵	۱۵,۱۸	۱۶,۰۴	۱۳,۹۹	۱۴,۶۴	۱۴,۵۴	۱۴,۸۲
	۶	۰	۰	۰,۲۲	۰,۴۲	۰	۰
	۷	۰	۰	۱,۱۸	۰,۵۲	۰	۰
	۸	۰	۰	۰,۱۱	۳,۲۲	۰	۰
	MRE (%)	۰,۲۱	۱,۲۲	۰,۶۱	۱,۸۲	۰,۵۴	۰,۲۱
	σ_{RE} (%)	۰	۰	۰,۲۵	۰,۹۶	۰	۰
MT (sec.)	۱,۳۰	۱,۴۵	۱,۷۴	۲,۷۵	۲,۱۲	۱,۹۱	
σ_T (sec.)	۰,۰۸	۰,۱۸	۰,۲۰	۰,۱۴	۰,۳۴	۰,۲۵	
دوم	۱	۰	۰	۰,۰۳	۰	۰	۰
	۲	۸,۳۶	۱۲,۹۶	۹,۲۳	۹,۸۷	۱۲,۳۸	۹,۴۷
	۳	۰	۰,۴۶	۰,۳	۰	۱,۸۸	۰
	۴	۰	۰,۳۶	۰	۰	۰	۰
	۵	۴	۴,۸۲	۲,۶۴	۵,۹۶	۶,۲۶	۵,۵۱
	۶	۰	۰	۰,۰۲	۰,۱۶	۰	۰
	۷	۰	۰,۱۸	۰,۰۸	۰,۰۸	۰	۰
	۸	۰	۰	۰,۵۶	۰,۰۶	۰	۰
	MRE (%)	۱,۴۳	۱,۸۹	۰,۹۴	۱,۱۲	۲	۰,۵۶
	σ_{RE} (%)	۰	۰,۴۹	۰,۸۹	۰,۳۶	۰,۱۵	۰
MT (sec.)	۱,۳۴	۱,۰۹	۱,۷۳	۲,۴۴	۱,۹۰	۱,۰۳	
σ_T (sec.)	۰,۱۲	۰,۰۶	۰,۲۹	۰,۱۶	۰,۱۷	۰,۲۳	

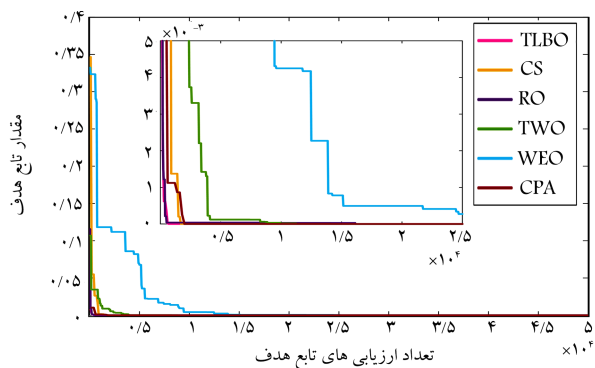
بهترین نتایج شناسایی آسیب حاصل از ۱۰ اجرا در الگوریتم‌های اخیر، در شکل‌های ۵ و ۶ به صورت نمودار میله‌یی ارائه شده‌اند. از بررسی شکل‌های مذکور مشاهده می‌شود که در بهترین اجرا، تمام الگوریتم‌ها در حالت ایده‌آل (شکل‌های ۵ - الف و ۶ - الف)، مکان و شدت آسیب را به درستی شناسایی کرده‌اند. این در حالی است که وقتی نوفه ناشی از خطای اندازه‌گیری در مسئله در نظر گرفته شده است (شکل‌های ۵ - ب) و (۶ - ب)، مقدار آسیب تخمین زده شده با مقداری خطا همراه می‌شود. به منظور بررسی روند هم‌گرایی الگوریتم‌ها در یافتن پاسخ بهینه، منحنی‌های هم‌گرایی آن‌ها در شکل‌های ۷ و ۸ مقایسه شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم‌های TLBO و CS سرعت هم‌گرایی بالاتری را نسبت به سایر الگوریتم‌های استفاده شده دارند.

۲.۴. تیر سراسری ۲۶ عضوی

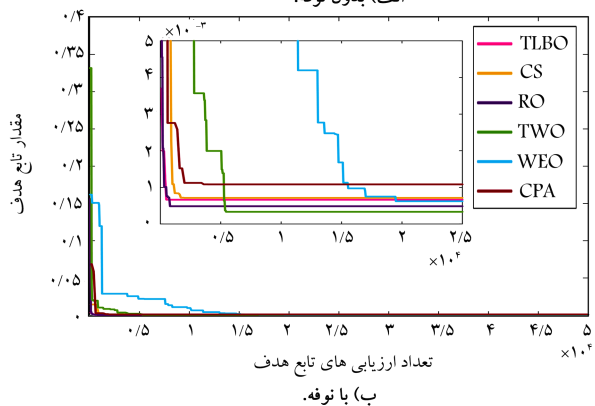
در شکل ۹، یک تیر سراسری با مقطع ۲۴۰ IPE مشاهده می‌شود، که در نوشتار کاوه



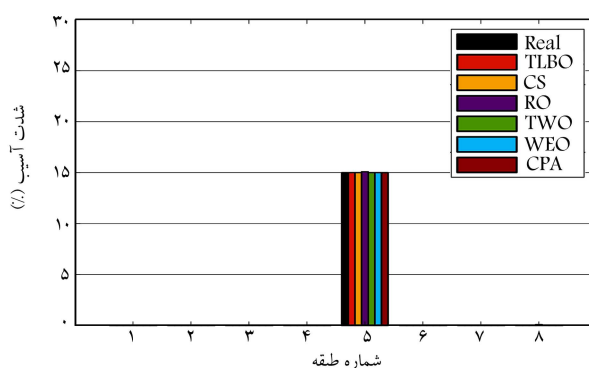
شکل ۴. میانگین زمان اجراها در الگوریتم‌های بررسی شده در حالت‌های مختلف.



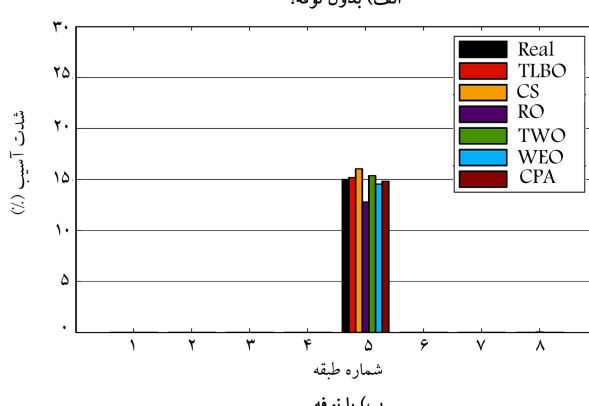
الف) بدون نوفه؛



ب) با نوفه.



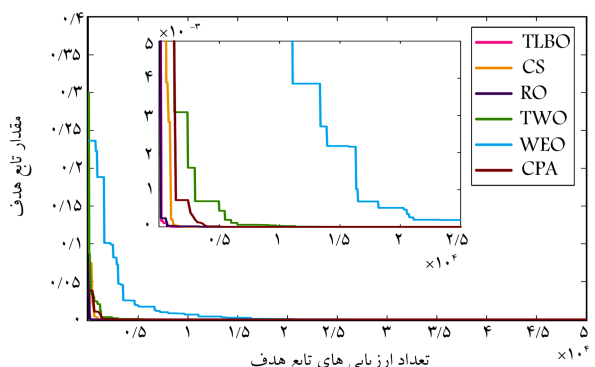
الف) بدون نوفه؛



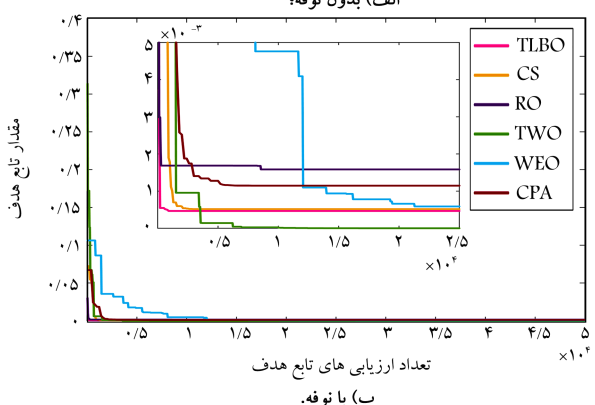
ب) با نوفه.

شکل ۷. منحنی‌های هم‌گرایی قاب برشی ۸ طبقه با استفاده از الگوریتم‌های مختلف برای سناریوی آسیب اول.

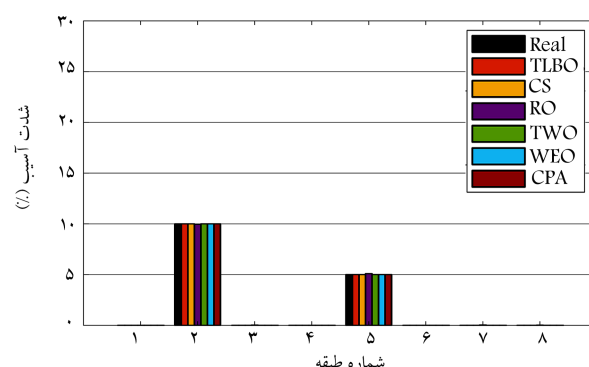
شکل ۵. نتایج شناسایی آسیب قاب برشی ۸ طبقه با استفاده از الگوریتم‌های مختلف برای سناریوی آسیب اول.



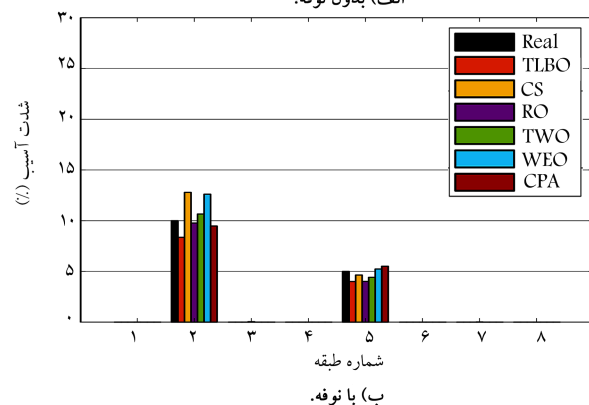
الف) بدون نوفه؛



ب) با نوفه.



الف) بدون نوفه؛



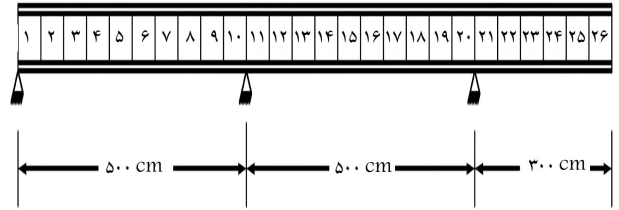
ب) با نوفه.

شکل ۸. منحنی‌های هم‌گرایی قاب برشی ۸ طبقه با استفاده از الگوریتم‌های مختلف برای سناریوی آسیب دوم.

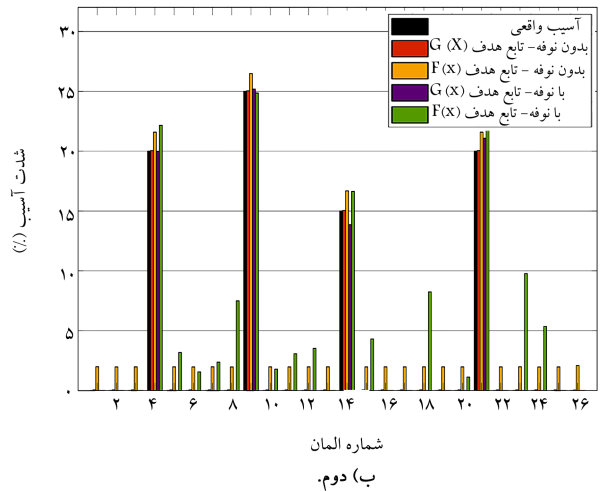
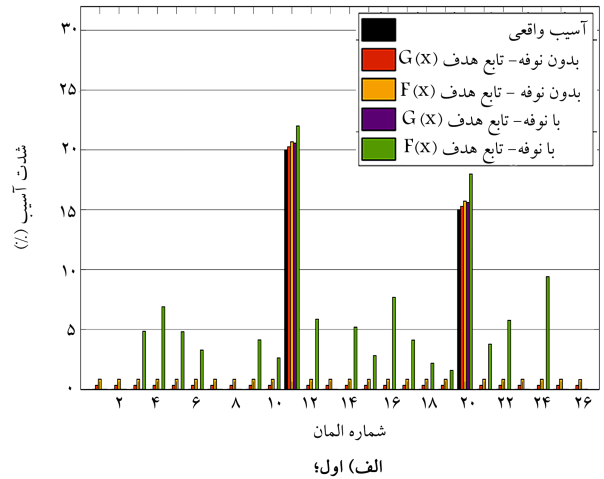
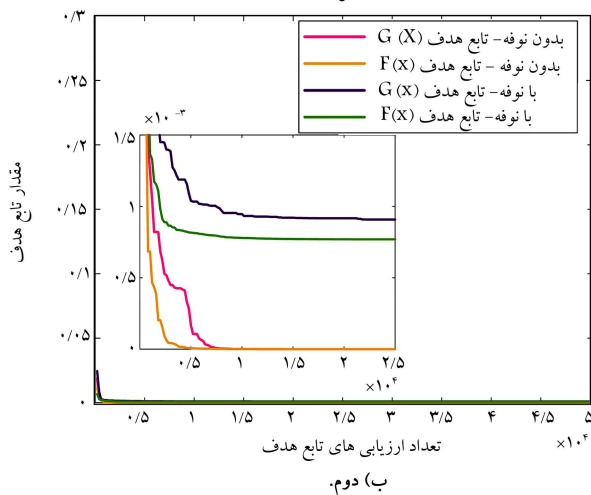
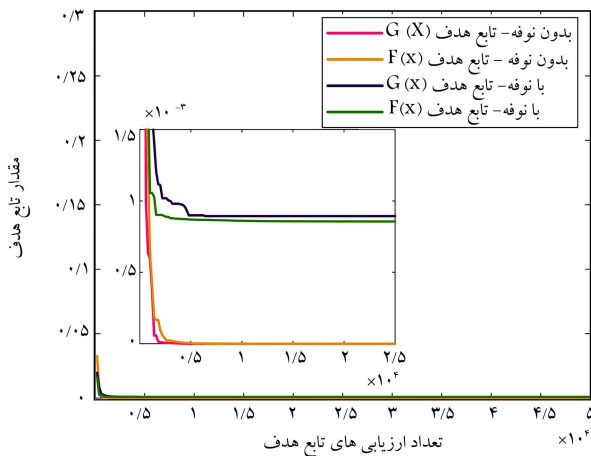
شکل ۶. نتایج شناسایی آسیب قاب برشی ۸ طبقه با استفاده از الگوریتم‌های مختلف برای سناریوی آسیب دوم.

جدول ۴. سناریوهای آسیب تیر سراسری ۲۶ عضوی.

سناریو	المان(های) آسیب دیده	شدت آسیب (%)
اول	۱۱	۲۰
	۲۰	۱۵
	۴	۲۰
دوم	۹	۲۵
	۱۴	۱۵
	۲۱	۲۰
	۲۱	۲۰



شکل ۹. مدل اجزاء محدود تیر سراسری ۲۶ عضوی. [۸].



شکل ۱۰. اثر تابع جریمه در نتایج شناسایی آسیب در سناریوی آسیب.

شکل ۱۱. اثر تابع جریمه در نتایج هم‌گرایی شناسایی آسیب در سناریوی آسیب.

این جا هر کدام از سناریوها ۱۰ بار مستقلاً اجرا شده‌اند و نتایج مربوط به بهترین تحلیل گزارش شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، به کار بردن فقط تابع هدف $F(X)$ طبق رابطه ۴، نتایج شناسایی آسیب را با خطای قابل توجهی همراه کرده است، به طوری که حتی مکان آسیب نیز به درستی توسط الگوریتم تشخیص داده نشده است. این در حالی است که اگر از تابع هدف $G(X)$ طبق رابطه ۶ استفاده شود، نتایج در قیاس با تابع هدف $F(X)$ به طرز قابل توجهی بهبود پیدا می‌کند. در شکل ۱۱، نیز نمودارهای هم‌گرایی توابع هدف‌های $G(X)$ و $F(X)$

و همکارش (۱۴، ۲۰) [۸] نیز به کار رفته است. طول تیر به طور مساوی و یکنواخت به ۲۶ جزء تقسیم بندی شده است. مساحت مقطع عرضی و ممان اینرسی تیر مذکور به ترتیب $۳۹/۱ \text{ cm}^2$ و ۳۸۹۲ cm^4 بوده است. مدول کشسانی و چگالی مصالح به کار رفته در آن نیز به ترتیب برابر ۲۰۰ گیگاپاسکال و ۷۷۸۰ کیلوگرم بر مترمکعب بوده است. جهت ارزیابی و بررسی کارایی تابع هدف پیشنهادی، دو سناریوی آسیب مختلف، که جزئیات آن در جدول ۴ ارائه شده است، در نظر گرفته شده است.

اثر تابع جریمه در نتایج شناسایی آسیب در ۲ سناریوی آسیب مختلف در حالت وجود و عدم وجود نوفه در شکل ۱۰ مشاهده می‌شود. تعداد مودهای در دسترس و پارامترهای مربوط به الگوریتم بهینه‌یاب، شامل اندازه‌ی جمعیت و بیشینه‌ی تعداد ارزیابی‌های تابع هدف مشابه مثال قبل در نظر گرفته شده است. در

رابطه‌ی (۱۵):

$$F_1(X) = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{i=1}^{NM} (f_i^m - f_i^c)^2} \quad (15)$$

تابع هدف دوم بر اساس بسامد طبیعی و شکل مودی است (رابطه‌ی ۱۶):

$$F_2(X) = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{i=1}^{NM} (f_i^m - f_i^c)^2 + \sum_{i=1}^{NM} (1 - MAC_{ii})} \quad (16)$$

$$MAC_{ii} = \frac{(\phi_i^{cT} \phi_i^m)^2}{\|\phi_i^c\|^2 \|\phi_i^m\|^2}$$

که در آن، NM نشان‌دهنده‌ی تعداد مودهای در نظر گرفته شده برای شناسایی آسیب است. f ، ϕ و MAC نیز به ترتیب بسامد، شکل مودی و معیار اطمینان مودال را نشان می‌دهد. بالانویس‌های c و m نیز به ترتیب مربوط به سازه‌ی آسیب دیده و محاسبه شده (مدل تحلیلی) است.

تابع هدف سوم مربوط به کار مهربان و همکاران (۲۰۱۶) است، که به‌طور هم‌زمان بسامد و شکل مودی سازه را در فرایند شناسایی آسیب در نظر می‌گیرد (رابطه‌ی ۱۷):^[۱۹]

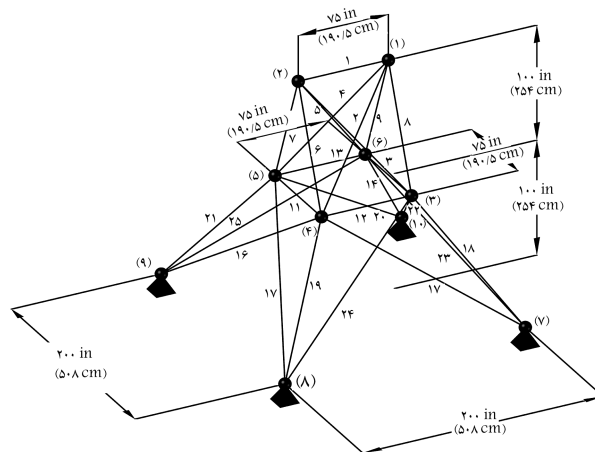
$$F_3(X) = \underbrace{\sum_{j=1}^r \left\| \frac{\phi_j^m - \phi_j^a}{\phi_j^m + \phi_j^a} \right\|}_{E_\phi} + \underbrace{\sum_{j=1}^r \left\| \frac{(\omega_j^m - \omega_j^a)^2}{(\omega_j^m)^2} \right\|}_{E_\omega} \quad (17)$$

که در آن، اندیس‌های m و a به ترتیب مربوط به سازه‌ی اندازه‌گیری شده (آسیب دیده) و مدل تحلیلی هستند. در ادامه، نتایج شناسایی آسیب برای مقایسه و ارزیابی با تابع هدف پیشنهادی ارائه شده است.

مشابه مثال قبل در بخش حاضر نیز هر کدام از سناریوها ۱۰ بار مستقلاً اجرا شده‌اند و نتایج مربوط به بهترین اجرا گزارش شده است. در ادامه، نتایج مقایسه‌ی توابع هدف در شکل‌های ۱۳ و ۱۴ نشان داده شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی نسبت به سایر توابع هدف بررسی شده توانسته است با دقت بسیار بالایی مکان و شدت آسیب در المان‌های مختلف را تشخیص دهد. همچنین، با توجه به شکل‌های مذکور مشخص است که تابع هدف $F_2(x)$ ، که به‌طور هم‌زمان از بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی سازه استفاده می‌کند، نتایج دقیق‌تری نسبت به تابع هدف‌های $F_1(x)$ و $F_3(x)$ دارد. بررسی دقیق‌تر نشان می‌دهد که تابع هدف پیشنهاد شده $G(X)$ در قیاس با تابع هدف $F_2(x)$ ، مکان و شدت آسیب را با دقت بیشتری پیدا کرده است. به‌عنوان مثال، در سناریوی آسیب دوم خرپا در حالت وجود نوفه، الگوریتم TLBO با به‌کارگیری تابع هدف $F_2(x)$ ، المان‌های ۸، ۹، ۱۴، ۱۵، ۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰، ۲۳ را آسیب دیده پیدا کرده است. در حالی که طبق سناریوی فرضی فقط المان‌های ۵، ۱۳ و ۲۲ آسیب دیده بودند، که الگوریتم مذکور با به‌کار بردن تابع $G(X)$ ، آن‌ها را به‌درستی پیدا کرده است.

برای پژوهش بیشتر، همانند دو مثال قبل در مثال کنونی نیز سناریوی آسیب دوم خرپا در حالت وجود نوفه برای مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی در شناسایی آسیب در نظر گرفته شده است. شایان ذکر است که در این‌جا نیز پارامترهای کنترلی الگوریتم‌های استفاده شده و بیشینه‌ی تعداد ارزیابی‌های تابع هدف، مشابه مثال‌های قبل تنظیم شده است. نتایج شناسایی آسیب به دست آمده در جدول ۷ گزارش شده است. با بررسی نتایج به دست آمده مشاهده می‌شود که الگوریتم



شکل ۱۲. مدل اجزاء محدود خرپای فضایی ۲۵ عضوی.

برای دو سناریوی آسیب مختلف و در حالت شرایط ایده‌آل و اثر نوفه مشاهده می‌شود.

برای پژوهش بیشتر، سناریوی آسیب دوم تیر در حالت وجود نوفه برای مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم‌های مورد بررسی در مثال ۱ در نظر گرفته شده است، که نتایج آن در جدول ۵ گزارش شده است. این تذکر لازم است که در این‌جا نیز پارامترهای کنترلی الگوریتم‌های استفاده شده و بیشینه‌ی تعداد ارزیابی‌های تابع هدف مشابه مثال ۱ در نظر گرفته شده است. نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که دو الگوریتم TLBO و CS توانسته‌اند مکان آسیب را به‌درستی و بدون خطا تشخیص دهند. این تذکر لازم است که اعداد جدول با دقت تا دو رقم اعشار گزارش شده‌اند. به لحاظ تخمین در شدت آسیب نیز الگوریتم‌های TLBO، CS و CPA، دقت بالاتری در قیاس با سایر الگوریتم‌ها دارند. بررسی دقیق‌تر جدول اخیر آشکار می‌کند که از نظر میانگین زمان محاسباتی (MT) الگوریتم TLBO و CS سریع‌تر جواب بهینه را می‌یابند.

۳.۴. خرپای فضایی ۲۵ عضوی

آخرین مطالعه‌ی عددی بررسی شده در نوشتار حاضر مربوط به یک خرپای فضایی ۲۵ عضوی است. مدل اجزاء محدود خرپای مذکور در شکل ۱۲ مشاهده می‌شود، که مطابق آن مشخصات مصالح به کار رفته در سازه‌ی خرپا، شامل: جرم واحد حجم، مودول کشسانی و مساحت مقطع عرضی تمام المان‌ها به ترتیب برابر ۲۷۶۷/۹۹ کیلوگرم بر مترمکعب، ۶۸/۹۵ گیگاپاسکال و ۰/۰۰۶ مترمربع است.

در سازه‌ی خرپا به‌منظور بررسی کارایی روش پیشنهادی، تابع هدف پیشنهادی با ۳ تابع هدف در دو سناریوی آسیب مختلف و در حالت وجود و عدم وجود نوفه بررسی شده است. در سازه‌ی مذکور فرض شده است که اطلاعات مودال مربوط به ۶ مود اول سازه در دسترس است. پارامترهای مربوط به الگوریتم بهینه‌یاب شامل اندازه‌ی جمعیت و بیشینه‌ی تعداد ارزیابی‌های تابع هدف به ترتیب ۱۰۰ و ۵۰۰۰۰ (مشابه مثال‌های قبل) در نظر گرفته شده است. در مثال کنونی نیز همانند مثال‌های قبل، ۲ سناریوی آسیب مختلف مطابق آنچه که در جدول ۶ ارائه شده است، در نظر گرفته شده است.

تابع هدف اول و دوم مربوط به کار میثرا و همکاران است.^[۲۰] ایشان دو تابع هدف را در کار خود بررسی کردند. تابع هدف اول بر اساس بسامد طبیعی است

جدول ۵. مقایسه‌ی نتایج شناسایی آسیب الگوریتم‌های بهینه‌یابی بررسی شده برای سناریوی آسیب دوم تیر در حالت وجود نوفه (بر حسب درصد).

المان	TLBO	CS	RO	TWO	WEO	CPA
۱	۰	۰	۲,۷۶	۰	۱,۳۱	۰
۲	۰	۰	۲,۳۲	۰,۷۹	۰	۰
۳	۰	۰	۵,۷۷	۰	۱,۵	۰
۴	۱۸,۴۸	۲۱,۵۳	۱۳,۸	۱۹,۹	۱۶,۳۶	۲۱,۹۹
۵	۰	۰	۰,۸	۰,۱۷	۰	۰
۶	۰	۰	۰,۱۵	۰	۰	۰
۷	۰	۰	۰,۳۳	۰,۷	۰	۰
۸	۰	۰	۰,۹۴	۱,۵۱	۰	۰
۹	۲۶,۲۸	۲۴,۲۴	۲۵,۴۴	۲۵,۱	۲۴,۸۸	۲۴,۹۳
۱۰	۰	۰	۰,۸۸	۱,۱۱	۰	۰
۱۱	۰	۰	۰,۳۸	۰,۷۱	۰	۰
۱۲	۰	۰	۱,۴۳	۰	۰	۰
۱۳	۰	۰	۱,۰۸	۰	۰	۰,۳
۱۴	۱۳	۱۷,۱۲	۱۳,۵۲	۱۷,۵۳	۱۲,۷۹	۱۶,۳۱
۱۵	۰	۰	۰,۶۷	۰,۲۱	۰	۰
۱۶	۰	۰	۰,۲۶	۰,۴۳	۰	۰
۱۷	۰	۰	۰,۶۷	۰,۳۸	۰	۰
۱۸	۰	۰	۰,۵۷	۰	۰	۰
۱۹	۰	۰	۰,۵۷	۰,۷۱	۰	۰,۲۳
۲۰	۰	۰	۰,۵	۰,۴	۰	۰,۵۴
۲۱	۱۹,۶۳	۲۰,۵۴	۱۸,۹۳	۱۸,۷۷	۱۷,۵۲	۲۱,۱۷
۲۲	۰	۰	۱,۰۸	۰,۹۴	۰	۰
۲۳	۰	۰	۰,۷۸	۱,۰۵	۰	۰
۲۴	۰	۰	۱,۶۷	۰,۸	۰	۰
۲۵	۰	۰	۰,۳۷	۰,۳۳	۰	۰
۲۶	۰	۰	۱,۸۲	۰,۳۱	۰	۰
MRE (%)	۱,۶	۱,۵۲	۱,۸۴	۱,۶۲	۳,۳۸	۱,۵۱
$\sigma_{RE}(\%)$	$3,38e^{-5}$	$2,38e^{-2}$	۰,۹۱	۰,۵	۱,۳۲	۰,۱۱
MT (sec.)	۴۵,۶۳	۴۸,۳۱	۴۸,۷۵	۵۰,۷۳	۴۸,۹۸	۵۱,۹۴
$\sigma_T(\text{sec.})$	۱,۸۱	۳,۱۲	۱,۵۹	۲,۴۱	۱,۲۵	۵,۳۸

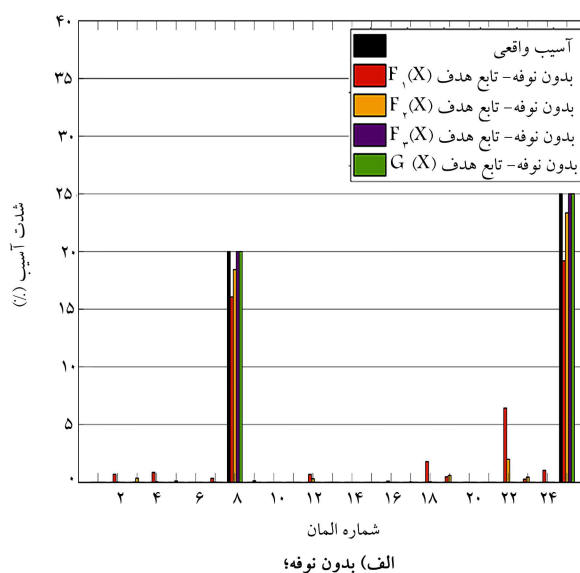
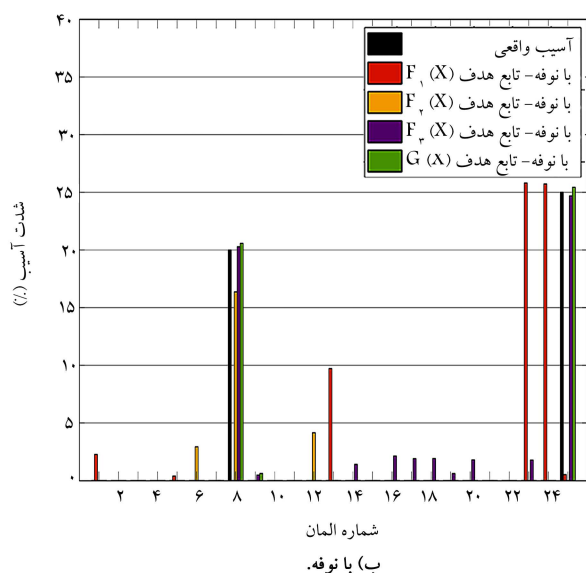
جدول ۶. سناریوهای آسیب خرپای فضایی ۲۵ عضوی.

جدول ۶. سناریوهای آسیب خرپای فضایی ۲۵ عضوی.

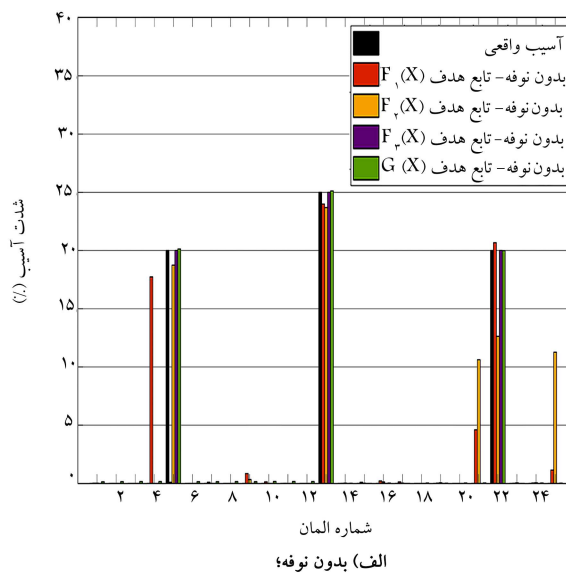
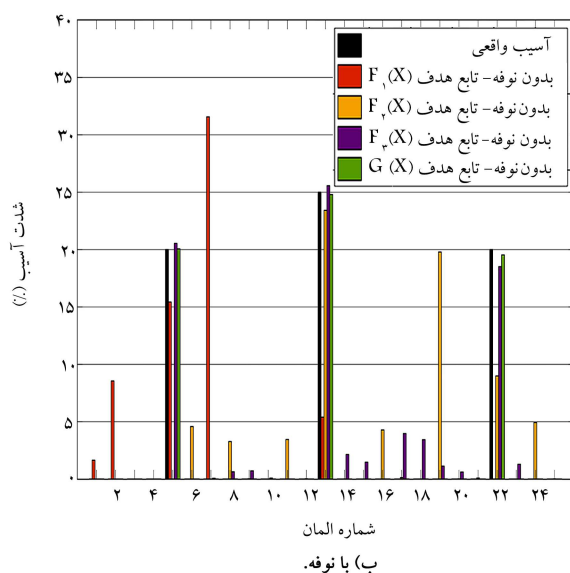
سناریو	المان(های) آسیب دیده	شدت آسیب (%)
اول	۸	۲۰
	۲۵	۲۵
دوم	۵	۲۰
	۱۳	۲۵
	۲۲	۲۰

۵. نتیجه‌گیری

در نوشتار حاضر، یک روش جدید ارتعاش - محور بر مبنای به‌روزرسانی مدل برای شناسایی آسیب سازه‌های مختلف ارائه شده است. روش پیشنهادی به‌طور



شکل ۱۳. نتایج مقایسه‌ی شناسایی آسیب برای سناریوی آسیب اول با استفاده از توابع هدف مختلف مورد بررسی در حالت‌های الف و ب.



شکل ۱۴. نتایج مقایسه‌ی شناسایی آسیب برای سناریوی آسیب دوم با استفاده از توابع هدف مختلف مورد بررسی در حالت‌های الف و ب.

در تابع هدف به‌طرز قابل توجهی نتایج شناسایی آسیب را بهبود می‌بخشد. از طرف دیگر، یک مطالعه‌ی مقایسه‌ی بین تابع هدف پیشنهادی و ۳ تابع هدف دیگر مبتنی بر اطلاعات مودال (بسامدهای طبیعی و شکل‌های مودی) صورت گرفت، که نشان داد هیچ‌یک از توابع ذکر شده‌ی هدف نتوانسته‌اند محل و شدت آسیب را به‌دقت و به‌خوبی تابع هدف پیشنهادی در نوشتار حاضر تعیین کنند. همچنین، با بررسی الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف به لحاظ دقت و زمان محاسباتی، الگوریتم‌های مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) و جستجوی فاخته (CS)، عملکرد بهتری داشتند و الگوریتم TLBO عملکرد بالاتری را از خود نشان داده است؛ به گونه‌ی که هم‌گرایی سریع الگوریتم TLBO به صفر مطابق در شرایط ایده‌آل مسئله و مقدار نزدیک به صفر تابع هدف در شرایط وجود نوفه، نشان از قدرت هم‌گرایی بالای الگوریتم اخیر در هنگام یافتن جواب بهینه در فضای پاسخ پیچیده است.

هم‌زمان پارامترهای مودال اصلی سازه، شامل بسامد طبیعی و شکل مودی را در نظر می‌گیرد. به‌منظور افزایش حساسیت بیشتر روش ارائه شده به رخداد آسیب و نیز کاهش اثر وجود نوفه، یک تابع جریمه در تابع هدف اعمال شده است. حساسیت بالای روش پیشنهادی به رخداد آسیب و تأثیر کم وجود نوفه در نتایج شناسایی آسیب از جمله ویژگی‌های روش پیشنهادی است. در ادامه، از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری (TLBO) برای حل مسئله استفاده شده است. راهبرد هم‌گرایی الگوریتم TLBO در گام معلم و واگرایی آن در گام دانش‌آموز به‌گونه‌ی است که احتمال به دام افتادن در نقاط بهینه‌ی محلی را کاهش می‌دهد و مسئله را به سمت نقطه‌ی بهینه‌ی سراسری، که جواب مسئله است، هدایت می‌کند. جهت بررسی کارایی روش پیشنهادی، سه مطالعه‌ی عددی شامل: قاب برشی، تیر و خرپای فضایی تحت سناریوهای آسیب مختلف در شرایط ایده‌آل و وجود نوفه‌ی تصادفی بررسی شده است. نتایج در مطالعات عددی نشان داد که به کار بردن تابع جریمه

جدول ۷. مقایسه‌ی نتایج شناسایی آسیب الگوریتم‌های بهینه‌یابی بررسی شده برای سناریوی آسیب دوم خرابی در حالت وجود نوفه (بر حسب درصد).

CPA	WEO	TWO	RO	CS	TLBO	المان
۰٫۷۶	۰	۰	۰٫۹۹	۰	۰	۱
۰	۰٫۰۵	۰٫۷۱	۰٫۴۹	۰٫۱۳	۰	۲
۲٫۸۸	۰٫۰۶	۰	۰٫۴۸	۰٫۴۸	۰	۳
۰	۰٫۰۵	۱٫۱۶	۰٫۲۱	۰٫۱۴	۰	۴
۲۴٫۳۳	۱۹٫۲۹	۱۷٫۹۳	۲۵٫۸۵	۲۰٫۲۳	۲۰٫۴	۵
۲٫۲۷	۰	۰	۰٫۴۹	۰	۰٫۰۸	۶
۱٫۶۵	۰	۰٫۶۸	۰٫۴۷	۰٫۰۴	۰٫۱۵	۷
۰٫۳۹	۰	۱٫۲۳	۰٫۲۸	۰٫۰۴	۰٫۱۸	۸
۰٫۷۱	۰٫۰۴	۰٫۹۵	۰٫۲۹	۰٫۱	۰٫۱۳	۹
۱٫۳۷	۰٫۰۲	۰٫۰۹	۰٫۶۴	۰	۰٫۰۸	۱۰
۱٫۳۶	۰	۰٫۰۴	۰٫۲۱	۰٫۱۲	۰	۱۱
۱٫۲۸	۰٫۰۲	۰	۰٫۳۳	۰٫۰۳	۰٫۰۵	۱۲
۲۵٫۸۸	۲۴٫۸۱	۲۴٫۶۲	۲۵٫۸۷	۲۵٫۰۴	۲۵٫۴	۱۳
۰٫۱۷	۰٫۳۵	۰	۲٫۳۱	۲٫۱۳	۰	۱۴
۲٫۹۹	۱٫۱۹	۰٫۶۹	۰٫۳۷	۱٫۱۷	۰٫۹۲	۱۵
۱٫۱۱	۱٫۶۴	۱٫۱۹	۰٫۶۴	۰٫۸۲	۰٫۹۹	۱۶
۰	۰٫۲	۱٫۳۹	۱٫۰۶	۱٫۷	۰٫۷۶	۱۷
۰	۰٫۲۹	۰	۳٫۸۱	۱٫۴۲	۱٫۱۸	۱۸
۲٫۷	۰٫۸۹	۱٫۷۷	۰٫۴۸	۲٫۳۷	۰	۱۹
۰	۰٫۹۳	۱٫۲۹	۲٫۱	۲٫۶۹	۰	۲۰
۰٫۸۹	۱٫۱۷	۰	۱٫۹۵	۳٫۸۴	۰٫۷۳	۲۱
۱۶٫۶۹	۲۲٫۷۹	۲۲٫۰۷	۲٫۱	۲۱٫۶۹	۲۰٫۵۷	۲۲
۰	۱٫۱۹	۰٫۹۴	۲٫۲۲	۰	۰	۲۳
۰	۱٫۰۵	۲٫۰۳	۲٫۰۴	۰٫۸۲	۱٫۱۹	۲۴
۰	۰٫۶	۱٫۴۴	۰٫۵۶	۱٫۶۸	۰٫۷۷	۲۵
۲٫۲۹	۱٫۷۵	۱٫۵۱	۲٫۱۸	۱٫۴۱	۰٫۸۱	MRE (%)
۰٫۲۶	۰٫۶۳	۰٫۱۹	۰٫۷	۳٫۱۷	۱٫۴۸	σ_{RE} (%)
۶۳٫۵۵	۶۶٫۰۴	۶۴٫۶۵	۶۳٫۳۳	۵۹٫۹۲	۶۳٫۵۳	MT (sec.)
۴٫۱۶	۴٫۶۶	۲٫۸۴	۲٫۳۴	۱٫۵۵	۰٫۳۴	σ_T (sec.)

پانوشته‌ها

1. objective function
2. Majumdar
3. ant colony optimization
4. Saada
5. particle swarm optimization
6. charged system search
7. Mishra
8. ant lion optimiser
9. accelerated water evaporation optimization
10. magnetic charged system search
11. Kim
12. differential evolution
13. Guedria
14. teaching-learning-based optimization
15. Mode
16. modal assurance criteria
17. Rao
18. MATLAB
19. random-access memory

20. Noise effects
21. mode
22. cuckoo search
23. ray optimization algorithm
24. tug of war optimization
25. water evaporation optimization
26. cyclical parthenogenesis algorithm

منابع (References)

1. Kaveh, A. and Zolghadr, A. "An improved CSS for damage detection of truss structures using changes in natural frequencies and mode shapes", *Advances in Engineering Software*, **80**, pp. 93-100 (2015).
2. Kaveh, A., *Applications of Metaheuristic Optimization Algorithms In Civil Engineering*, Springer, No. PUBDB-2017-153072 (2017).

3. Fan, W. and Qiao, P. "Vibration-based damage identification methods: a review and comparative study", *Structural Health Monitoring*, **10**(1), pp. 83-111 (2011).
4. Hao, H. and Xia, Y. "Vibration-based damage detection of structures by genetic algorithm", *Journal of Computing in Civil Engineering*, **16**(3), pp. 222-229 (2002).
5. Perera, R. and Torres, R. "Structural damage detection via modal data with genetic algorithms", *Journal of Structural Engineering*, **132**(9), pp. 1491-1501 (2006).
6. Malekzhehtab, H. and Golafshani, A.A. "Damage detection in an offshore jacket platform using genetic algorithm based finite element model updating with noisy modal data", *Procedia Engineering*, **54**, pp. 480-490 (2013).
7. Kaveh, A., Javadi, S. and Maniat, M. "Damage assessment via modal data with a mixed particle swarm strategy, ray optimizer, and harmony search", *Asian Journal of Civil Engineering (Building and Housing)*, **15**(1), pp. 95-106 (2014).
8. Kaveh, A. and Maniat, M. "Damage detection in skeletal structures based on charged system search optimization using incomplete modal data", *International Journal of Civil Engineering*, **12**(2), pp. 193-200 (2014).
9. Xu, H., Ding, Z., Lu, Z. and et al. "Structural damage detection based on chaotic artificial bee colony algorithm", *Struct. Eng. Mech.*, **55**(6), pp. 1223-1239 (2015).
10. Kaveh, A. and Mahdavi, V. "Damage identification of truss structures using CBO and ECBO algorithms", *Asian J. Civil Eng.*, **17**(1), pp. 75-89 (2016).
11. Zare Hosseinzadeh, A., Ghodrati Amiri, G. and Koo, K.-Y. "Optimization-based method for structural damage localization and quantification by means of static displacements computed by flexibility matrix", *Engineering Optimization*, **48**(4), pp. 543-561 (2016).
12. Zhu, J., Huang, M. and Lu, Z. "Bird mating optimizer for structural damage detection using a hybrid objective function", *Swarm and Evolutionary Computation*, **35**, pp. 41-52 (2017).
13. Kaveh, A. and Dadras, A. "Structural damage identification using an enhanced thermal exchange optimization algorithm", *Engineering Optimization*, **50**(3), pp. 430-451 (2018).
14. Kaveh, A., Hoseini Vaez, S. and Hosseini, P. "Enhanced vibrating particles system algorithm for damage identification of truss structures", *Scientia Iranica*, **26**(1), pp. 246-256 (2019).
15. Hosseini, S.M., Ghodrati Amiri, G. and Mohamadi Dehcheshmeh, M. "Efficiency evaluation of proposed objective functions in structural damage detection based on modal strain energy and flexibility approaches", *International Journal of Optimization in Civil Engineering, Research*, **10**(1), pp. 71-90 (In Eng) (2020).
16. Nobahari, M. and Seyedpoor, S. "Structural damage detection using an efficient correlation-based index and a modified genetic algorithm", *Mathematical and Computer Modelling*, **53**(9-10), pp. 1798-1809 (2011).
17. Majumdar, A., Maiti, D.K. and Maity, D. "Damage assessment of truss structures from changes in natural frequencies using ant colony optimization", *Applied Mathematics and Computation*, **218**(19), pp. 9759-9772 (2012).
18. Saada, M.M., Arafa, M.H. and Nassef, A.O. "Finite element model updating approach to damage identification in beams using particle swarm optimization", *Engineering Optimization*, **45**(6), pp. 677-696 (2013).
19. Mehrian, S.Z., Amrei, S.R., Maniat, M. and et al. "Structural health monitoring using optimising algorithms based on flexibility matrix approach and combination of natural frequencies and mode shapes", *International Journal of Structural Engineering*, **7**(4), pp. 398-411 (2016).
20. Mishra, M., Barman, S.K., Maity, D. and et al. "Ant lion optimisation algorithm for structural damage detection using vibration data", *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, **9**(1), pp. 117-136 (2019).
21. Kaveh, A., Vaez, S.H., Hosseini, P. and et al. "A new two-phase method for damage detection in skeletal structures", *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, **43**(1), pp. 49-65 (2019).
22. Friswell, M., Penny, J. and Garvey, S. "A combined genetic and eigensensitivity algorithm for the location of damage in structures", *Computers & Structures*, **69**(5), pp. 547-556 (1998).
23. Kaveh, A. and Maniat, M. "Damage detection based on MCSS and PSO using modal data", *Smart Struct. Syst.*, **15**(5), pp. 1253-1270 (2015).
24. Kim, N.-I., Kim, S. and Lee, J. "Vibration-based damage detection of planar and space trusses using differential evolution algorithm", *Applied Acoustics*, **148**, pp. 308-321 (2019).
25. Guedria, N.B. "An accelerated differential evolution algorithm with new operators for multi-damage detection in plate-like structures", *Applied Mathematical Modelling*, **80**, pp. 366-383 (2020).
26. Rao, R.V., Savsani, V.J. and Vakharia, D. "Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems", *Computer-Aided Design*, **43**(3), pp. 303-315 (2011).
27. Kaveh, A. and Bakhshpoori, T., *Metaheuristics: Outlines, MATLAB Codes and Examples*, Springer (2019).
28. Kaveh, A., *Advances in Metaheuristic Algorithms for Optimal Design of Structures*, Springer (2014).
29. Xu, H., Liu, J. and Lu, Z. "Structural damage identification based on cuckoo search algorithm", *Advances in Structural Engineering*, **19**(5), pp. 849-859 (2016).
30. Kaveh, A. and Zolghadr, A. "Cyclical parthenogenesis algorithm for guided modal strain energy based structural damage detection", *Applied Soft Computing*, **57**, pp. 250-264 (2017).
31. Kaveh, A. and Zolghadr, A. "Guided modal strain energy-based approach for structural damage identification using tug-of-war optimization algorithm", *Journal of Computing in Civil Engineering*, **31**(4), 04017016 (2017).