

A two-stage damage detection method based on Bayesian data fusion and Multi-Trial Vector-based Differential Evolution optimization algorithm under varying ambient temperature

Kimia Kargar¹, Behrouz Ahmadi-Nedushan^{2*}, Hamed Tajammolian^{3*}

1- MSc of Structural Engineering, Department of Civil Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

2- Associate Professor, Department of Civil Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

3- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

ABSTRACT

The phenomenon of damage in structures causes a change in the mass, stiffness and damping properties of the structure. As a result, the static and dynamic responses of the structure also change and therefore by using the responses of the structure, damage can be identified in the structure. In this article, a two-step method is introduced to identify the damage of structures under variable ambient temperature conditions. First, the principal components method has been used to extract the effect of ambient temperature from the obtained structural responses. In the first stage, various damage indices, which include the modal strain energy, frequency response function strain energy dissipation ratio and flexibility strain energy damage ratio, have been calculated. Then the Bayesian data fusion method has been applied to find the location of damage for these three indicators. The proposed method has significantly reduced the number of suspected damaged elements. In the second stage, the modal response of the structure is used and subsequently updated by multi-trial vector-based differential evolution to estimate the damage extents of the suspected elements. The results obtained from the analysis of two numerical examples show the high accuracy and fast convergence rate of the objective functions using the proposed method.

ARTICLE INFO

Receive Date: 04 September 2022

Revise Date: 01 July 2023

Accept Date: 23 October 2022

Keywords:

Structural health monitoring,
Two-stage damage detection
method,
Bayesian data fusion,
Ambient temperature change,
Multi-Trial Vector-based
Differential Evolution
optimization algorithm

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: <https://doi.org/10.22065/jsce.2022.357978.2915>

*Corresponding author: Behrouz Ahmadi-Nedushan.

Email address: behrooz.ahmadi@yazd.ac.ir

معرفی یک روش دو مرحله‌ای شناسایی آسیب بر اساس ادغام داده‌های بیزی و الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی تحت تغییرات دمای محیطی

کیمیا کارگر^۱، بهروز احمدی ندوشن^{۲*}، حامد تجملیان^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه یزد، یزد، ایران

۲- دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه یزد، یزد، ایران

۳- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه یزد، یزد، ایران

چکیده

وقوع آسیب در سازه‌ها باعث تغییر در جرم، سختی و خواص میرایی سازه می‌شود در نتیجه، پاسخ‌های استاتیکی و دینامیکی سازه نیز تغییر می‌کند بنابراین با آگاهی از پاسخ‌های سازه می‌توان آسیب را در سازه شناسایی کرد. در این مقاله، روشی دو مرحله‌ای برای عیب‌یابی سازه‌ها، تحت شرایط متغیر دمای محیطی معرفی شده است. ابتدا، از روش مولفه‌های اصلی برای استخراج تاثیر دمای محیطی از پاسخ‌های سازه‌ای بدست آمده، استفاده شده است. در مرحله‌ی اول شاخص‌های مختلف آسیب که عبارتند از شاخص آسیب انرژی کرنشی مودال، نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی و نرخ آسیب انرژی کرنشی ماتریس نرمی، محاسبه شده‌اند. سپس روش ادغام داده‌های بیزی برای پیدا کردن محل آسیب به این سه شاخص اعمال شده است. روش پیشنهادی تعداد عناصر مشکوک به آسیب را به میزان قابل توجهی کاهش داده است. در مرحله‌ی دوم به کمک الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی، بهینه‌سازی انجام شده و شدت آسیب در اعضا برآورد شده است. برای نشان دادن کارایی روش پیشنهادی، یک مثال خرابی دو بعدی و یک مثال قاب سه بعدی بررسی شده‌اند. نتایج حاصل از بررسی این دو مثال نشان داد که روش پیشنهادی در مرحله‌ی اول به درستی عناصر آسیب دیده در سازه را تشخیص داده است. در مرحله‌ی دوم عملکرد دو تابع هدف برای برآورد شدت آسیب در اعضا، با هم مقایسه شده است. نتایج بدست آمده از مثال‌ها، نشان دهنده‌ی دقت بالاتر و عملکرد بهتر تابع هدف اول می‌باشد.

کلمات کلیدی: پایش سلامت سازه‌ها، شناسایی آسیب دو مرحله‌ای، ترکیب داده‌های بیزی، تغییرات دمای محیط، الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	https://doi.org/10.22065/jsce.2022.357978.2915	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	10.22065/jsce.2022.357978.2915	۱۴۰۲/۰۵/۳۱	۱۴۰۱/۰۸/۰۱	۱۴۰۱/۰۸/۰۱	۱۴۰۲/۰۴/۱۰	۱۴۰۱/۰۶/۱۳
بهروز احمدی behrooz.ahmadi@yazd.ac.ir					*نویسنده مسئول: پست الکترونیکی:	

۱- مقدمه

در طول زمان بهره‌برداری از سازه‌ها ممکن است آسیب‌هایی در قسمت‌های حیاتی آن‌ها ایجاد شود و به مرور زمان گسترش یابد؛ عوامل بسیاری از قبیل وارد شدن نیروهای بزرگ‌تر از نیروهای پیش‌بینی شده، شرایط نامناسب پیرامون سازه، ضربه، خستگی، خوردگی و... می‌توانند منجر به وقوع آسیب در سازه‌ها شوند. از گذشته تعیین وضعیت سلامت و یا آسیب‌دیدگی سازه‌ها مخصوصاً سازه‌های با اهمیت نظیر پل‌ها، سدها، ساختمان‌های تاریخی و... همواره حائز اهمیت بوده است [۱]. بحث پایش سلامت سازه‌ها، شامل ارزیابی آسیب، اقدامات اصلاحی مناسب و پیش‌بینی عمر باقی‌مانده سازه است. روش‌های مختلفی برای مشخص کردن وضعیت سلامت سازه‌ها وجود دارد که معمولاً وجه تمایز آن‌ها در مشخصات دینامیکی در نظر گرفته شده است [۲]. فرض بر این است که هرگونه تغییر در مشخصات فیزیکی سازه باعث تغییر در پاسخ‌های دینامیکی سازه می‌گردد [۳]. گریست و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از فرکانس‌های طبیعی و اشکال مودی محل و شدت آسیب را در یک ورق شناسایی کردند [۴]. موهان و همکاران (۲۰۱۳) در تحقیق خود به بررسی استفاده از تابع پاسخ فرکانسی، برای تشخیص آسیب سازه و مقدار آن پرداختند. آن‌ها عملکرد این روش را برای سازه‌های قاب، تیر و صفحه با سناریوهای آسیب مختلف ارزیابی کردند [۵]. سیدپور و همکاران (۲۰۱۳) روشی کارآمد برای شناسایی آسیب‌های متعدد در سازه به کمک ماتریس نرمی و انرژی کرنشی ارائه دادند و کارایی روش پیشنهادی خود را بر روی یک خرپا و یک قاب صفحه‌ای نشان دادند [۶].

روش‌های تشخیص آسیب دو مرحله‌ای، یکی از روش‌های معمول برای شناسایی آسیب در سازه می‌باشند که در آن شناسایی مکان آسیب در اولین مرحله انجام می‌شود. سپس، مکان‌های دقیق‌تر و میزان آسیب در مرحله دوم برآورد می‌شود. مزیت این روش کاهش هزینه محاسباتی فرآیند شناسایی آسیب است [۷]. در این زمینه، احمدی و فتح‌نجات (۲۰۲۰) یک روش شناسایی آسیب دو مرحله‌ای با استفاده از مدل جایگزین ارائه دادند [۸]. سیدپور (۲۰۱۲) یک روش دو مرحله‌ای بر اساس انرژی کرنشی و فرکانس با استفاده از الگوریتم اجتماع ذرات معرفی نمود و کارایی روش پیشنهادی را در یک مثال تیر طره ای و یک مثال خرپای صفحه‌ای نشان داد [۹].

به دلیل افزایش دسترسی به داده‌ها، نحوه‌ی ادغام اطلاعات از منابع متعدد و تصمیم‌گیری قوی برای برنامه‌های کاربردی در پایش سلامت سازه‌ها، یک کار مهم و در عین حال چالش برانگیز است. امروزه به کمک الگوریتم‌های پیشرفته‌ای در بحث ترکیب داده‌ها، می‌توان مسائل پایش سلامت داده‌ها را مورد بررسی قرار داد. جیانگ و همکاران (۲۰۱۱) یک رویکرد جدید تشخیص آسیب سازه‌ای دو مرحله‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی و تکنیک‌های ادغام داده‌ها پیشنهاد دادند. آن‌ها رویکرد پیشنهادی خود را برای عیب‌یابی یک مدل ساختمانی ۷ درجه آزادی اعمال کردند و به نتایج خوبی دست یافتند [۱۰]. برمن و همکاران (۲۰۲۱) یک روش دو مرحله‌ای برای شناسایی آسیب بدون در نظر گرفتن اثر دما، ارائه دادند. در مرحله‌ی اول شاخص‌های مختلف آسیب محاسبه شدند و با اعمال تکنیک ادغام داده‌های بیزی به شاخص‌های آسیب محاسبه شده، المان‌های مشکوک به آسیب در مرحله‌ی اول شناسایی شدند و در مرحله‌ی دوم به کمک الگوریتم بهینه‌سازی TLBO مقدار آسیب مشخص شد [۱۱].

آسیب به عنوان هرگونه تغییر در هندسه یا خواص مواد که باعث ایجاد تنش، جابجایی یا ارتعاشات نامطلوب در سازه شود، تعریف می‌شود بنابراین آسیب در سازه منجر به تغییر مشخصات سختی سازه خواهد شد و به این ترتیب مشخصات دینامیکی سازه نیز تحت تاثیر قرار می‌گیرد [۱۲]. ولی با این وجود پارامترهای دینامیکی مانند فرکانس طبیعی و اشکال مودی نه فقط به آسیب بلکه به شرایط محیطی و تغییر دما، ذاتاً حساس هستند به همین جهت ممکن است تغییر در پارامترهای دینامیکی سازه‌ای به دلیل وجود آسیب، توسط تغییرات اجباری ناشی از شرایط محیطی، مشخص نشود. به همین دلیل در بحث پایش سلامت سازه‌ها بسیار مهم است که اثرات تغییرات شرایط محیطی از پاسخ‌های سازه‌ای، حذف شود [۱۳]. در این زمینه شوکرانی و همکاران عملکرد شاخص مبتنی بر انحنای شکل مود را برای یافتن مکان خرابی تحت شرایط مختلف محیطی بررسی کردند. آنها اثرات دمای محیطی را از ویژگی‌های پاسخ، به روش مولفه‌های اصلی، استخراج کردند [۱۴]. یانگ و همکاران عملکرد شاخص انرژی کرنش مودال را برای پیدا کردن محل آسیب تحت تغییرات شرایط محیطی بررسی کردند. آن‌ها نشان دادند که ترکیب روش مولفه‌های اصلی با روش انرژی کرنشی مودال امکان شناسایی محل آسیب تحت تغییرات دما را فراهم می‌کند [۱۵].

تشخیص آسیب مسئله‌ای نامشخص و غیرخطی می‌باشد؛ به همین جهت، با روش‌های کلاسیک نمی‌توان به راحتی آن را حل کرد. یکی از روش‌های حل این مسئله، در نظر گرفتن آن به عنوان یک مسئله‌ی معکوس و حل آن با به روزکردن مدل المان‌های محدود سازه است [۱۶]. الگوریتم‌های بهینه‌سازی یکی از ابزارهای به روزرسانی مدل سازه‌های هستند که می‌توانند برای تخمین میزان آسیب در روش‌های تشخیص آسیب، مورد استفاده قرار گیرند [۲]. دینگ و همکاران (۲۰۲۰) از یک الگوریتم اصلاح شده کلونی زنبور عسل برای شناسایی آسیب سازه‌ای استفاده کردند [۱۷]. آکایم و همکاران یک بررسی جامع در مورد کاربردهای به روزرسانی مدل اجزای محدود با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی در مطالعات تشخیص آسیب سازه‌ای انجام دادند [۱۸].

در این مقاله، یک روش دو مرحله‌ای برای عیب‌یابی سازه‌ها، تحت شرایط متغیر دمای محیطی معرفی شده است. ابتدا، از روش مولفه‌های اصلی برای استخراج تاثیر دمای محیطی از پاسخ‌های سازه‌ای بدست آمده، استفاده شده است. در مرحله‌ی اول شاخص‌های مختلف آسیب که عبارتند از شاخص آسیب انرژی کرنشی مودال، نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی و نرخ آسیب انرژی کرنشی ماتریس نرمی، محاسبه شده‌اند. سپس روش ادغام داده‌های بیزی برای پیدا کردن محل آسیب به این سه شاخص اعمال شده است. روش پیشنهادی تعداد عناصر مشکوک به آسیب را به میزان قابل توجهی کاهش داده است. در مرحله‌ی دوم به کمک الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی، بهینه‌سازی انجام شده و شدت آسیب در اعضا برآورد شده است.

ساختار مقاله به این صورت می‌باشد که پس از ارائه مقدمه در این بخش، شاخص‌های آسیب استفاده شده در این مطالعه، در بخش ۲ ارائه می‌شوند. در بخش ۳ روش ترکیب داده‌های بیزی شرح داده می‌شود. در بخش ۴ به معرفی و توضیح الگوریتم پیشنهادی پرداخته می‌شود. بخش ۵ و ۶ استخراج اثر متغیرهای محیطی از پاسخ‌های دینامیکی سازه و اعمال اثر نویز را شرح می‌دهد. بخش ۷ دو مثال عددی با استفاده از روش پیشنهادی بررسی شده‌اند. بخش آخر خلاصه‌ای از روش ارائه شده در این مقاله و همچنین بحث در مورد نتایج را شامل می‌شود.

۲- شناسایی آسیب در سازه

در این بخش، سه شاخص مختلف آسیب مورد بحث قرار گرفته است. موفقیت روش دو مرحله‌ای تا حد زیادی به انتخاب مناسب شاخص‌های آسیب بستگی دارد. در مطالعه حاضر، سه شاخص آسیب انتخاب شده است که می‌تواند برای هر دو سیستم گسسته و پیوسته مورد استفاده قرار گیرد.

معادله دینامیکی حرکت برای یک ساختار تحت ارتعاش اجباری را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = f(t) \quad (1)$$

در رابطه فوق K ماتریس سختی سازه، M ماتریس جرم سازه و C ماتریس میرایی سازه می‌باشد. x بردار جابه‌جایی گرهی سازه در زمان t و f نیروی خارجی وارد بر سیستم در زمان t می‌باشد. فرض بر این است که آسیب در سازه فقط سختی را تغییر داده و جرم را تحت تأثیر قرار نمی‌دهد. برای یک سیستم با صرف نظر کردن از میرایی، فرکانس ویژه و اشکال مودی را می‌توان با ساده‌سازی رابطه (۱) به شکل زیر به دست آورد:

$$K\phi_i - \omega_i^2 M\phi_i = 0 \quad (2)$$

در این رابطه ω_i فرکانس طبیعی i ام سازه و ϕ_i شکل مودی متناظر می‌باشد. یکی از شاخص‌های شناسایی آسیب، شاخص انرژی کرنشی مودال (MSE) می‌باشد که این شاخص به ترتیب برای سازه‌ی سالم و آسیب دیده‌ی عنصر i ام در مود i ام به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$MSE_{ij}^u = (\phi_i^u)^T K_j^e (\phi_i^u) \quad (3)$$

$$MSE_{ij}^d = (\varphi_i^d)^T K_j^e (\varphi_i^d) \quad (4)$$

در اینجا K_j^e ماتریس سختی المان زام در حالت سالم است. شاخص آسیب برای المان زام به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D_{1j} = \frac{\sum_{i=1}^m \gamma_{ij}^d}{\sum_{i=1}^m \gamma_{ij}^u} - 1 \quad (5)$$

در اینجا m تعداد موده‌های در نظر گرفته شده می‌باشد. γ_{ij}^u و γ_{ij}^d به ترتیب از روابط زیر بدست می‌آیند:

$$\gamma_{ij}^d = \frac{MSE_{ij}^d}{\sum_{j=1}^{nele} MSE_{ij}^d} \quad (6)$$

$$\gamma_{ij}^u = \frac{MSE_{ij}^u}{\sum_{j=1}^{nele} MSE_{ij}^u} \quad (7)$$

در روابط فوق $nele$ نشان دهنده‌ی تعداد کل المان‌ها می‌باشد. در این روابط شاخص آسیب دارای مقدار مثبت یا صفر خواهد بود. صفر نشان‌دهنده عناصر سالم است، در حالی که مقدار مثبت نشان‌دهنده وجود آسیب است. مقادیر شاخص آسیب MSE برای سهولت استفاده از تکنیک ادغام بیزی از طریق نرمال‌سازی در محدوده [۰، ۱] مطابق معادله زیر به مقادیر احتمال U_1 تبدیل شده است.

$$U_{1j} = \frac{D_{1j}}{\sum_{j=1}^{nele} D_{1j}} \quad (8)$$

شاخص آسیب دیگری که در این مقاله استفاده شده است، نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی نام دارد که توسط سیدپور و احمدی (۲۰۱۸) معرفی شده است [۱۹]. برای نیروی هارمونیک خارجی در معادله دینامیکی (۱)، نیرو و پاسخ مربوطه را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$F(t) = F(\Omega) e^{-p \Omega t} \quad (9)$$

$$x(t) = x(\Omega) e^{-p \Omega t} \quad (10)$$

در این روابط Ω فرکانس تحریک و p برابر $\sqrt{-1}$ می‌باشد. با جایگذاری این معادلات در معادله‌ی ۱ داریم:

$$x(\Omega) = H(\Omega) F(\Omega) \quad (11)$$

در اینجا $H(\Omega)$ از معادله‌ی زیر بدست می‌آید:

$$H(\Omega) = f \operatorname{diag} \left(\frac{1}{\omega_i^2 - 2p\Omega\omega_i\zeta_i - \Omega^2} \right) f^T \quad (12)$$

در اینجا، ω_i و ζ_i فرکانس دایره‌ای و نسبت میرایی سازه برای حالت i ام است و p برابر $\sqrt{-1}$ است. شاخص آسیب تابع پاسخ فرکانسی، به صورت ماتریس H فرمول بندی شده است. ماتریس تابع پاسخ فرکانسی را می‌توان برای سازه‌های سالم و آسیب‌دیده از رابطه (۱۲) بدست آورد. در حالت واقعی، ماتریس تابع پاسخ فرکانسی به دلیل وجود فرکانس تحریک، یک ماتریس سه‌بعدی خواهد بود. با صفر فرض کردن Ω ، ماتریس تغییر فرکانس (FCM) را می‌توان به صورت زیر بدست آورد:

$$FCM = FRF^u - FRF^d \quad (13)$$

تغییر در انرژی کرنشی ذخیره شده (FSE) در ستون عنصر j را می‌توان با استفاده از FCM به شرح زیر محاسبه کرد:

$$FSE_{ij} = (FCM_i)^T K_j^e (FCM_i) \quad (14)$$

در حال حاضر، شاخص آسیب (D) برای عنصر j می‌تواند به شرح زیر محاسبه شود:

$$D_{2j} = \frac{\sum_{i=1}^{ncol} (FSE_{ij})}{\max_i (FSE_{ij})} \quad (15)$$

در این رابطه، $ncol$ تعداد ستون‌های ماتریس FCM است. مقادیر شاخص آسیب نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی، به منظور استفاده از تکنیک ادغام بیزی از طریق نرمال‌سازی در محدوده $[0, 1]$ به مقادیر احتمال U_2 تبدیل شده است.

$$U_{2j} = \frac{D_{2j}}{\sum_{j=1}^{nele} D_{2j}} \quad (16)$$

شاخص آسیب سوم، نرخ آسیب انرژی کرنشی ماتریس نرمی می‌باشد [۲۰]. ماتریس نرمی معکوس ماتریس سختی است و می‌تواند از پاسخ‌های دینامیکی بدست آمده از تجزیه و تحلیل مودال محاسبه شود:

$$F = [\phi] [\Lambda]^{-1} [\phi]^T = \sum_{i=1}^m \frac{1}{\omega_i^2} \phi_i \phi_i^T \quad (17)$$

m تعداد مودهای در نظر گرفته شده است و $[\Lambda]^{-1}$ ماتریس قطری است که اعضای آن معکوس مربع فرکانس‌های زاویه‌ای می‌باشد. ماتریس‌های نرمی برای سازه‌ی سالم (s^u) و آسیب‌دیده (s^d) به ترتیب با استفاده از پاسخ‌های سازه‌ی سالم و آسیب‌دیده محاسبه شده است. در حال حاضر، انرژی کلی کرنشی عنصر j برای تعداد $ncol$ ستون‌های ماتریس نرمی را می‌توان به صورت زیر محاسبه کرد:

$$FSE_{ij}^u = (s_i^u)^T K_j^e (s_i^u) \quad (18)$$

$$FSE_{ij}^d = (s_i^d)^T K_j^e (s_i^d) \quad (19)$$

شاخص آسیب عنصر j ام به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$D_{3j} = \frac{\sum_{i=1}^m v_{ij}^d}{\sum_{i=1}^m v_{ij}^u} - 1 \quad (20)$$

به این ترتیب v_{ij}^d و v_{ij}^u به ترتیب از روابط زیر بدست می آیند.

$$v_{ij}^d = \frac{FSE_{ij}^d}{\sum_{j=1}^{nele} FSE_{ij}^d} \quad (21)$$

$$v_{ij}^u = \frac{FSE_{ij}^u}{\sum_{j=1}^{nele} FSE_{ij}^u} \quad (22)$$

در ادامه مقادیر شاخص آسیب انرژی کرنشی ماتریس نرمی به مقادیر احتمال U_3 برای سهولت استفاده از تکنیک ادغام بیزی از طریق نرمال سازی در محدوده $[0, 1]$ مطابق معادله زیر تبدیل شده است:

$$U_{3j} = \frac{D_{3j}}{\sum_{j=1}^{nele} D_{3j}} \quad (23)$$

۳- ادغام داده های بیزی

فرآیند ادغام داده ها فرآیند یک پارچه سازی چندین منبع داده (در این مطالعه از سه منبع داده استفاده شده است). برای تولید اطلاعات سازگارتر، دقیق تر و مفیدتر از اطلاعات ارائه شده توسط هر منبع داده است. قضیه بیز روشی برای دسته بندی پدیده ها، بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع یک پدیده است و در نظریه احتمالات با اهمیت و پر کاربرد است. رویکرد بیزی روشی برای محاسبه ای احتمال شرطی است. در استنباط بیزی، احتمال برای رخداد یک فرضیه با توجه به شواهد و احتمالات قبلی محاسبه می شود [۲۱].

در مطالعه حاضر، شاخص های مختلف آسیب گزارش شده در بخش قبل در یک مرحله توسط ادغام داده های بیزی با هم تلفیق می شوند. بردارهای شاخص آسیب (D_3, D_2, D_1) به مقادیر احتمال (U_1, U_2, U_3) قبل از ادغام داده ها، تبدیل می شوند. فرض می شود احتمال پیشین آسیب قبل از اعمال شاخص های مختلف آسیب با هم برابر است. $(P(X) = \frac{1}{nele} \text{ و } \sum_{j=1}^{nele} P(x)_j = 1)$ که تعداد عناصر گسسته شده در مدل برای آسیب احتمالی است. برای مدل با m تعداد شاخص آسیب (Y_1, Y_2, \dots, Y_m) فرمول ترکیب داده های بیزی به صورت زیر به کار برده شده است

$$P(X_i | Y_1, Y_2, \dots, Y_m) = \frac{\prod_{k=1}^m P(Y_k | X_i) \times P(X_i)}{\sum_{j=1}^{nele} \prod_{k=1}^m P(Y_k | X_j) \times P(X_j)} \quad (24)$$

در مطالعه حاضر $m=3$ است. بنابراین معادله ی (۲۴) را می توان به صورت زیر نوشت:

$$P(X_i | Y_1, Y_2, Y_3) = \frac{U_{1i} U_{2i} U_{3i} P(X_i)}{\sum_{j=1}^{nele} U_{1j} U_{2j} U_{3j} P(X_j)} \quad (25)$$

در اینجا، U_{1i} ، U_{2i} و U_{3i} مقادیر احتمال بدست آمده از ستون های ماتریس U_1 ، U_2 و U_3 متناظر با i امین المان می باشند.

۴- الگوریتم بهینه سازی

هنگامی که تعداد عناصر مشکوک آسیب دیده از مرحله اول مبتنی بر ادغام داده‌های بیزی بدست آمد، می‌توان از الگوریتم بهینه‌سازی برای ارزیابی میزان خسارت در آن عناصر استفاده کرد. برای حل مسئله‌ی عیب‌یابی با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی ابتدا لازم است که یک تابع هدف تعریف شود. در این پژوهش عملکرد دو تابع هدف مختلف که بر اساس ترکیبی از فرکانس‌های طبیعی و شکل‌مودها می‌باشد؛ باهم مقایسه می‌گردد. تابع هدف اول، در مرجع [۲۲] استفاده شده است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F_1 = 1 - \prod_{i=1}^m \frac{MAC(f_i^T, f_i^F)}{1 - a_i} \quad (26)$$

که در این معادله m تعداد مودهای اندازه‌گیری شده است و a_i تابع جریمه است که اختلاف فرکانس‌های طبیعی سازه را محاسبه می‌کند و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$a_i = \left| \frac{(f_i^F)^2 - (f_i^T)^2}{(f_i^F)^2 + (f_i^T)^2} \right| \quad (27)$$

اینجا f_i^T و f_i^F به ترتیب فرکانس i ام مدل المان محدود و سازه واقعی هستند. شاخص MAC به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$MAC(\varphi_i^T, \varphi_i^F) = \frac{((\varphi_i^T)^t \times (\varphi_i^F))^2}{((\varphi_i^T)^t \times (\varphi_i^T)) \times ((\varphi_i^F)^t \times (\varphi_i^F))} \quad (28)$$

در اینجا φ_i^T و φ_i^F به ترتیب شکل‌های مودی سازه واقعی و مدل المان محدود مربوط به حالت i ام هستند. t نماد ترانهاده می‌باشد.

تابع هدف دوم، در مرجع [۲۳] استفاده شده است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F_2 = a.R_f + b.R_s \quad (29)$$

$$R_f = \sum_{i=1}^N \left| \frac{f_{ai} - f_{ei}}{f_{ei}} \right| \quad (30)$$

$$R_s = \sum_{i=1}^N \frac{(1 - \sqrt{MAC_i})^2}{MAC_i} \quad (31)$$

در روابط بالا R_f و R_s به ترتیب توابع ساخته شده بر اساس فرکانس و شکل‌مودها هستند. با توجه به مرجع [۲۳] مقادیر a و b در رابطه‌ی (۲۹) برابر با ۱۰ و ۱ می‌باشد.

در پژوهش حاضر برای حل مسئله‌ی بهینه‌سازی از الگوریتم بهینه‌سازی تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی، استفاده شده است [۲۴]. به طور کلی استراتژی‌های جست‌وجوی مورد استفاده در هر الگوریتم بهینه‌سازی، دارای مزایای منحصر به فرد در بر خورد با مسائل بهینه‌سازی خاص است. بنابراین، استفاده از ترکیبی از استراتژی‌های جست‌وجو می‌تواند راهی مؤثر برای پوشش انواع مشکلات باشد. در این الگوریتم از استراتژی‌های جست‌وجوی متعدد به جای تنها یک استراتژی جست‌وجو استفاده شده است. در این الگوریتم رویکرد جدیدی به نام چند بردار آزمایشی پیشنهاد شده است که از چندین تولید کننده‌ی بردار آزمایشی برای حل مسائل مختلف بهره می‌برد.

الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی، شامل دو مرحله اصلی است: مقداردهی اولیه و جست و جو. در مرحله مقداردهی اولیه N فرد به صورت تصادفی در فضای جست و جو با در نظر گرفتن یک مرز محدود بین کران پایین (l) و کران بالا (u) با استفاده از معادله (۳۲) توزیع می شوند:

$$X_{ij} = (u_j - l_j) \times rand(0,1) \quad (32)$$

که X_{ij} موقعیت i امین فرد در بعد j است. u_j و l_j کران بالا و پایین در بعد j هستند. میزان برازندگی هر فرد با تابع هدف، $f(x_i)$ محاسبه می شود و فردی با حداقل مقدار برازندگی به عنوان بهترین جواب در نظر گرفته می شود.

مرحله جست و جو بخش اصلی الگوریتم تکامل تفاضلی چند بردار آزمایشی است. این مرحله شامل سه تولید کننده بردار آزمایشی می باشد که عبارتند از: تولید کننده بردار آزمایشی (R-TVP)، تولید کننده بردار آزمایشی (L-TVP) و تولید کننده بردار آزمایشی (G-TVP). R-TVP برای جلوگیری از به دام افتادن در بهینه محلی است. L-TVP از همگرایی سریع جلوگیری می کند و G-TVP نشان دهنده یک توانایی عمده در بهره برداری و فرار از بهینه محلی است. قبل از توضیح اینکه چگونه سه TVP معرفی شده استراتژی حرکت خود را اعمال می کنند، پاراگراف های زیر برخی مقدمات و تعاریف اساسی را ارائه می کنند.

R-TVP و G-TVP بردارهای آزمایشی تولید شده خود را بر روی افراد مربوطه خود تلاقی (cross over) می کنند تا بردارهای آزمایشی تولید شده نهایی را تشکیل دهند و این عمل با استفاده از ماتریس تبدیل M و معکوس باینری آن که در هر تکرار ایجاد می شود، انجام می شود. ماتریس $M_{N \times D}$ از ماتریس $\bar{M}_{D \times D}$ به وجود می آید که یک ماتریس پایین مثلثی با اعضای واحد است. ابتدا \bar{M} به تعداد $\frac{N}{D}$ مرتبه در M کپی می شود. در صورتی که N بر D بخش پذیر نباشد و r باقی بماند؛ r ستون اول M توسط r ستون آخر \bar{M} پر می شود. سپس هر ردیف از ماتریس M به صورت تصادفی جابه جا می شود. در نهایت \bar{M} با معکوس کردن مقدار بولی هر عنصر از M بدست می آید. علاوه بر این R-TVP و G-TVP از یک جمعیت اضافی به نام X_{u-pop} که اتحاد جمعیت افراد فعلی و افراد آرشیو می باشد؛ به منظور حفظ تنوع و اشتراک گذاری اطلاعات، استفاده می کند.

برای هر X_i ، یک ضریب مقیاس F با توزیع کوشی محاسبه می شود؛ به طوری که $F_i = randci(\mu_f, \sigma)$ باشد که در اینجا μ_f میانگین ضرایب فاکتور و σ واریانس با مقدار ثابت 0.12 می باشد. مقدار F_i باید بین 0 و 1 باشد. اگر F_i بزرگتر از 1 باشد؛ 1 در نظر گرفته می شود و اگر کمتر و یا برابر صفر باشد دوباره محاسبه می گردد؛ همچنین مقدار اولیه μ_f برابر با 0.5 می باشد.

از آنجایی که R-TVP برای کمک به فرار از بهینه محلی طراحی شده است؛ موقعیت اعضای زیر مجموعه خود را بر اساس موقعیت های X_{u-pop} و x_{i-best} و $x_{i-worst}$ به روزرسانی می کند. به ترتیب موقعیت عضوی که کمترین میزان برازندگی تابع هدف و بیشترین میزان برانندگی تابع هدف را دارد؛ می باشد. بردار آزمایشی u_i در R-TVP به کمک رابطه ی زیر بدست می آید:

$$u_i = M \times x_i + \bar{M} \times v_i \quad (33)$$

$$v_i = x_i + F_i * (x_{i-best} - x_i) + F_i * (x_{i-worst} - x_i) + a_1 * (X_{u-pop} - x_i) \quad (34)$$

در رابطه ی بالا a_1 ضریب خطی کاهشی است که از رابطه ی زیر حساب می شود:

$$a_1 = 2 - iter * \left(\frac{2}{MaxIter} \right) \quad (35)$$

L-TVP از همگرایی سریع جلوگیری می کند. L-TVP موقعیت اعضای زیرمجموعه خود را براساس اختلاف موقعیت دو فرد تصادفی از زیرمجموعه خود (x_{r1} و x_{r2}) و موقعیت X_{u-pop} طبق رابطه زیر بروز می کند.

$$v_i = x_i + F_i * (x_{r1} - x_{r2}) + F_i * (x_{i-worst} - x_i) + a_2 * (X_{u-pop} - x_i) \quad (36)$$

در اینجا a_2 ضریب کاهشی غیر خطی است و طبق رابطه زیر حساب می شود:

$$a_2 = initial - (initial - final) * \left(\frac{MaxIter - iter}{MaxIter} \right)^{Mu} \quad (37)$$

$initial$ و $final$ مقادیر اولیه و نهایی پارامتر کنترل a_2 هستند و Mu یک مقدار وابسته به بعد می باشد.

تفاوت L-TVP با R-TVP این است که در L-TVP بردار نهایی u_i بر اساس یادگیری جمعی تولید می شود نه بر اساس تکامل. به این جهت اینجا (cross over) وجود ندارد و u_i برابر با v_i می باشد.

G-TVP برای فرار از بهینه محلی به کمک تاریخچه بهترین جواب ($g_{best-history}$) معرفی شده است. $g_{best-history}$ به گونه ای طراحی شده است که H عدد از بهترین افراد بدست آمده تا کنون را حفظ کند؛ که این امر باعث می شود G-TVP توسط چند بهترین جواب مختلف (g_{best}) آموزش ببیند. این حافظه، اطلاعات مربوط به مناطق کاوش شده با نتیجه خوب در فضای جست و جو را ذخیره می کند. برای G-TVP یک ماتریس M_{gb-h} ، که به تعداد زیر جمعیت G-TVP سطر و D ستون دارد؛ از $g_{best-history}$ ساخته می شود. همانند بردار آزمایشی R-TVP، در اینجا بردار آزمایشی u_i توسط رابطه (38) بدست می آید و v_i توسط رابطه (39) محاسبه می گردد. در این رابطه x_{i-gb-h} ، i امین ردیف از ماتریس M_{gb-h} است و x_{r1} و x_{r2} دو مقدار تصادفی از زیر جمعیت G-TVP می باشند.

$$u_i = M \times x_i + \bar{M} \times v_i \quad (38)$$

$$v_i = x_{i-gb-h} + a_2 * (x_{r1} - x_{r2}) \quad (39)$$

در مرحله ارزیابی، ارزش هر بردار آزمایشی تولید شده u_i با مقادیر x_i مربوط به آن مقایسه می شود؛ اگر $f(u_i) \geq f(x_i)$ آنگاه x_i بدون تغییر باقی می ماند در غیر این صورت پروسه به روزرسانی جمعیت، موقعیت x_i را توسط بردار u_i به روزرسانی می کند.

۵- اثر دما

به منظور استفاده مطمئن از روش های پایش سلامت سازه ها مبتنی بر ارتعاش برای سازه های واقعی، مطالعه تأثیرات دما بر خصوصیات ارتعاش ساختاری بسیار مهم است. تغییر در مدول الاستیک مواد اصلی ترین دلیل تغییرات در خصوصیات معین در دماهای مختلف است. مدول خطی یانگ وابسته به دما برای هر عنصر ساختاری به شرح زیر تعریف شده است [۲]:

$$E_{Tc}^e = E_{T0}^e + \xi(T_c - T_0) \quad (40)$$

که T_0 و T_c به ترتیب دمای محیط و دمای محیط مرجع هستند و E_{T0}^e و E_{Tc}^e به ترتیب مدول یانگ برای عنصر e ام هستند که دمای آن به ترتیب T_0 و T_c باشد. ξ یک گرادیان دما است. در این مطالعه، T_0 برابر با ۲۰ درجه سانتیگراد و E_{T0}^e برابر با $\frac{N}{m^2} \times 10^{11}$ و ξ برابر با $\frac{N}{m^2c} \times 10^{-1}$ است.

در مثال دوم این مقاله فرض بر این است که پاسخ‌های سازه‌ی آسیب‌دیده در تابستان و پاسخ‌های سازه‌ی سالم در زمستان، استخراج می‌شود. به این ترتیب، دو مدل درجه حرارت با توزیع نرمال، تولید شده است. در یک مدل میانگین ۳۰ درجه سانتیگراد و انحراف معیار ۳ درجه سانتیگراد، باعث ایجاد دمای تصادفی در تابستان می‌شود و در مدل دیگر، میانگین ۰ درجه سانتیگراد و انحراف معیار ۲ درجه سانتیگراد باعث ایجاد دمای تصادفی در زمستان می‌شود. ۵۰ متغیر تصادفی برای هر مدل، تولید شده است. در این مطالعه از روش تحلیل مولفه‌های اصلی برای استخراج تأثیر شرایط مختلف محیطی بر روی اشکال مودی و فرکانس سازه‌ی استفاده شده است.

برای هر E_{TC}^0 تولید شده در معادله‌ی (۴۰) تحلیل مودال انجام می‌شود؛ بنابراین برای هر مدل دما، ۵۰ نمونه از هر شکل مودی سازه بدست می‌آید. هر شکل حالت مود i ام در یک ماتریس $X_i \in R^{n \times m}$ ، که در آن m و n به ترتیب تعداد اندازه‌گیری ارتعاش ($m=50$) و n تعداد درجات آزادی سازه است؛ جمع‌آوری می‌شوند. ماتریس X_i با کم کردن مقادیر متوسط هر ردیف از ماتریس X نرمال می‌شود و یک ماتریس جدید $Y \in R^{n \times m}$ بدست می‌آید. سپس ماتریس کوواریانس به صورت زیر تشکیل می‌شود:

$$C_{n \times n} = \frac{1}{n} Y Y^T \quad (41)$$

در اینجا C یک ماتریس حقیقی و متقارن است. در این مرحله، مقادیر ویژه و ویژه ماتریس کوواریانس، به دست می‌آید:

$$v^{-1} C v = D \quad (42)$$

در اینجا V ماتریس بردارهای ویژه و D ماتریس قطری است که درایه‌های قطر آن مقادیر ویژه هستند. در این مرحله باید زیرمجموعه‌ای از بردارهای پایه انتخاب شوند که در اینجا تعداد مورد نیاز V از روش انرژی محاسبه می‌شود:

$$\frac{\sum_{i=1}^k V_i}{\sum_{i=1}^n V_i} \leq 0.99 \quad (43)$$

از این رو، ماتریس W می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$W = [V_1, V_2, \dots, V_k] \quad (44)$$

با ضرب ماتریس Y در ماتریس W ، ابعاد ماتریس Y از n به k کاهش می‌یابد:

$$Z = Y^T W \quad (45)$$

برای استخراج اطلاعاتی که بسیاری از اثرات مورد نظر را از ماتریس اصلی Y را در خودش ذخیره می‌کند؛ می‌توان از یک فرآیند پیش‌بینی معکوس استفاده کرد:

$$\hat{Y} = (Z W^T)^T \quad (46)$$

اکنون مطابق رابطه‌ی زیر اثر شرایط مختلف محیطی، از شکل مودهای اصلی (ϕ_i) حذف می‌شود:

$$R = Y - \hat{Y} \quad (47)$$

بر این اساس، برای هر ϕ_i مود i ام سازه، $R_{n \times m}$ بدست می‌آید و از آن برای محاسبه شاخص‌های آسیب استفاده می‌شود. همین مراحل را می‌توان برای پاسخ فرکانس نیز انجام داد و اثرات محیطی (دما) را از آن استخراج کرد.

۶- در نظر گرفتن اثر نویز

هر الگوریتم باید قادر به مدیریت عدم قطعیت‌های ناشی از خطای اندازه‌گیری موجود در پاسخ‌های اندازه‌گیری تجربی سازه‌های واقعی باشد. در پژوهش حاضر، نویزهای ذاتی در فرکانس‌های طبیعی (f) و شکل مودها (φ) برای شبیه‌سازی شرایط نامشخص در زندگی واقعی اعمال شده‌اند. نویز را می‌توان در فرکانس‌ها و شکل مودها با توجه به موارد زیر در تحقیق حاضر اضافه کرد:

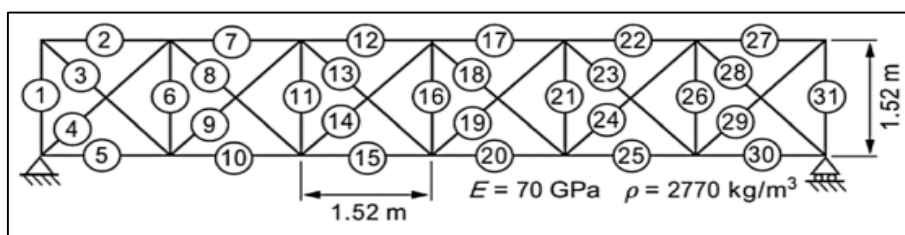
$$f_{noise} = f_{analytical} \left(1 + \frac{rand(-1,1) * \delta}{100}\right) \quad (48)$$

$$\varphi_{noise} = \varphi_{analytical} \left(1 + \frac{rand(-1,1) * \delta}{100}\right) \quad (49)$$

در اینجا ۱ درصد و ۱۰ درصد نویز به ترتیب به فرکانس طبیعی و شکل مودها اضافه شده است [۱۱].

۷- مثال عددی

مثال اول یک خرپای دو بعدی با ۳۱ عضو و ۱۴ گره می‌باشد که در شکل ۱ نشان داده شده است [۲]. سطح مقطع تمام اعضای این خرپا برابر با $10^{-4} \times 5$ متر مربع می‌باشد. سناریوهای آسیب در نظر گرفته شده برای این خرپا در جدول ۱ آورده شده است. برای عیب‌یابی هر دو سناریوی آسیب از سه مود ارتعاشی اول استفاده شده است.



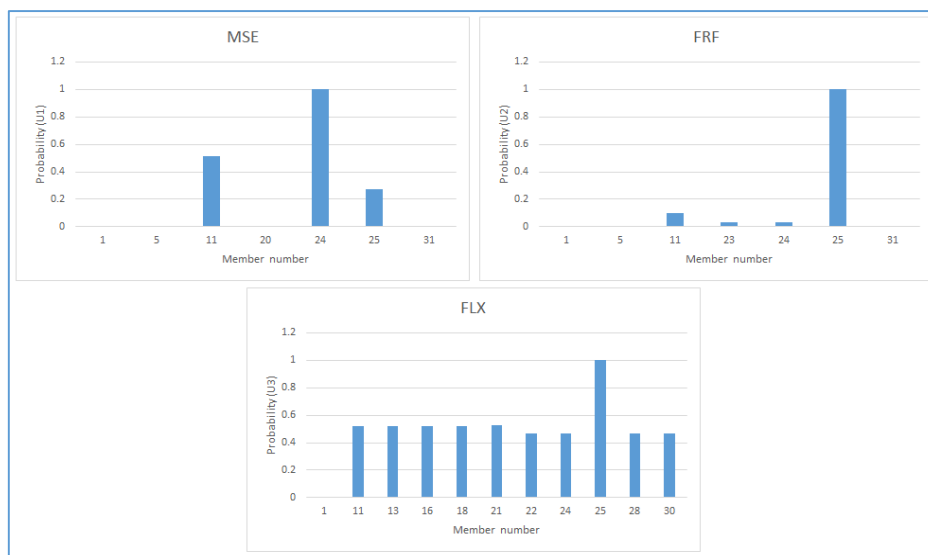
شکل ۱: خرپای ۳۱ عضوی [۲]

جدول ۱: سناریو آسیب در خرپای ۳۱ عضوی

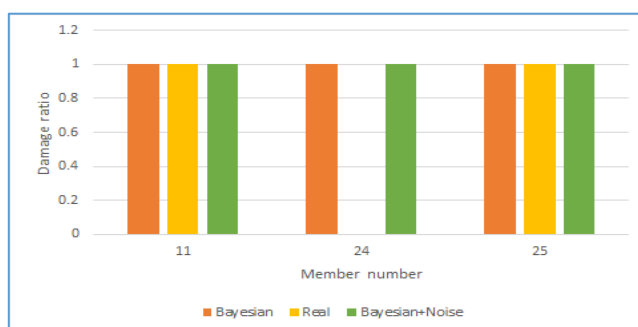
سناریو آسیب	شماره‌ی عضو	میزان آسیب
سناریو ۱	۱۱	۲۵ درصد
	۲۵	۱۵ درصد
سناریو ۲	۱	۳۰ درصد
	۲	۲۰ درصد

در شکل ۲، شاخص‌های احتمال برای سه شاخص آسیب انتخاب شده برای سناریوی آسیب اول در خرپای ۳۱ عضوی نشان داده شده است. نتایج حاصل از روش ادغام بیزی برای سناریوی آسیب اول در شکل ۳ نمایش داده شده است. تنها سه عضو مشکوک به آسیب پیدا شده است. به طور مشابه در شکل ۴، شاخص‌های احتمال برای سه شاخص آسیب انتخاب شده برای سناریوی آسیب دوم ارائه شده است و نتایج

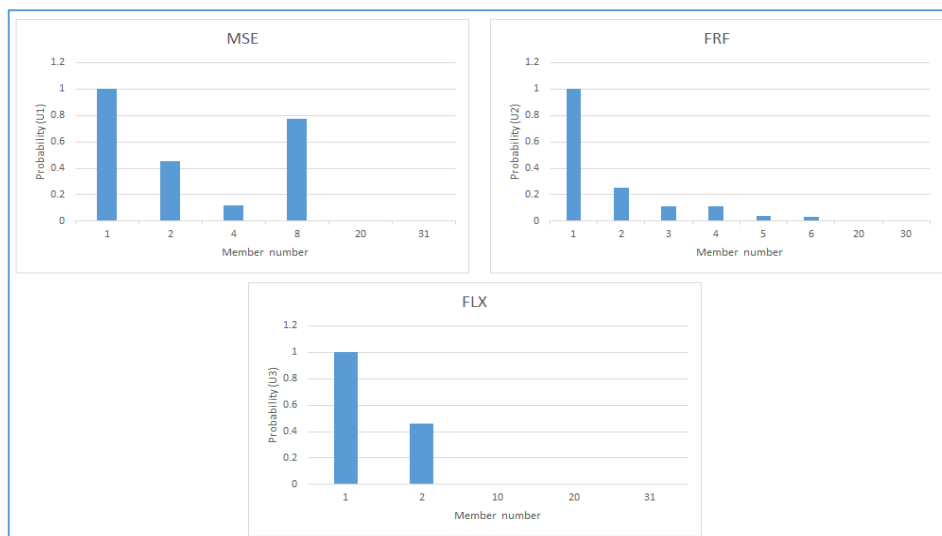
حاصل از روش ادغام بی‌زی در شکل ۵ نمایش داده شده است. در این حالت دو عضو مشکوک به آسیب پیدا شده است که دقیقاً عناصر آسیب‌دیده‌ی واقعی هستند. ادغام بی‌زی بر روی داده‌های نویزدار نیز اعمال شده است و نتایج در شکل ۳ برای سناریو آسیب اول و در شکل ۵ برای سناریو آسیب دوم آورده شده است. با توجه به نتایج ارائه شده، برای هر دو سناریوی آسیب، روش ادغام بی‌زی توانسته است المان‌های آسیب‌دیده‌ی واقعی را به درستی شناسایی کند.



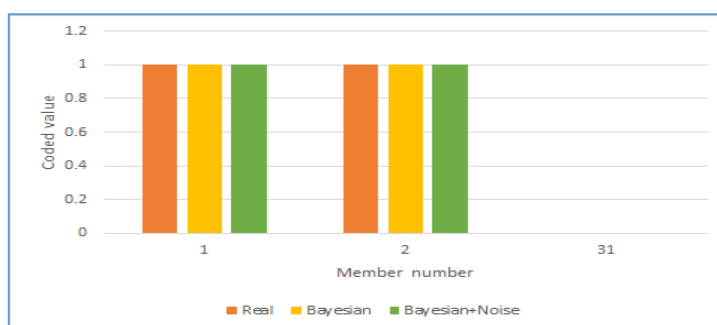
شکل ۲: مقادیر احتمالی شاخص‌های آسیب برای سناریوی آسیب اول برای شاخص انرژی کرنشی مودال (U1)، شاخص نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی (U2) و شاخص انرژی کرنشی ماتریس نرمی (U3) برای خرابی دو بعدی ۳۱ عضوی



شکل ۳: ادغام داده‌های بی‌زی برای تشخیص المان‌های مشکوک به آسیب در سناریوی آسیب اول در خرابی دو بعدی ۳۱ عضوی



شکل ۴: مقادیر احتمالی شاخص‌های آسیب برای سناریوی آسیب دوم برای شاخص انرژی کرنشی مودال (U1)، شاخص نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی (U2) و شاخص انرژی کرنشی ماتریس نرمی (U3) برای خرابی دو بعدی ۳۱ عضوی



شکل ۵: ادغام داده‌های بیزی برای تشخیص المان‌های مشکوک به آسیب در سناریوی آسیب دوم در خرابی دو بعدی ۳۱ عضوی

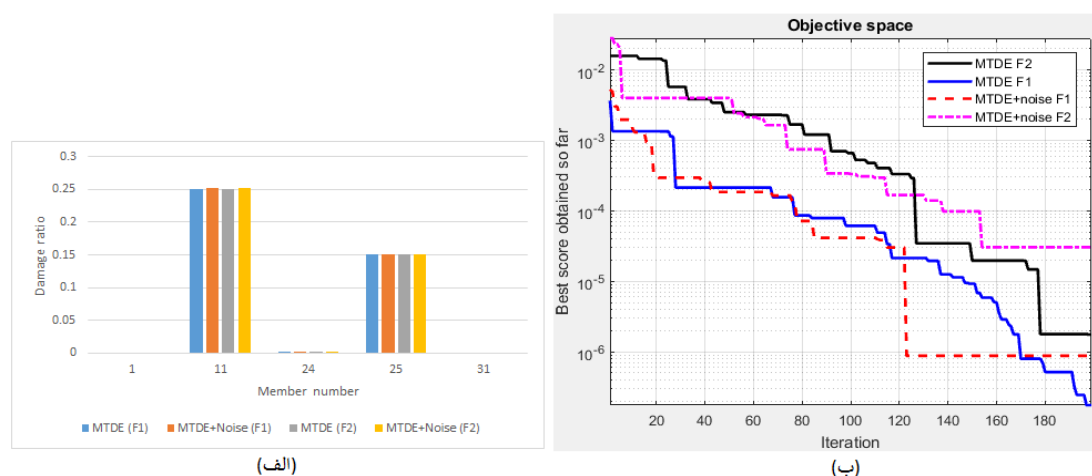
نتایج بدست آمده از این پژوهش با نتایج بدست آمده از مرجع [۲] برای شناسایی عضوهای مشکوک به آسیب، در جدول ۲ مقایسه شده‌اند. با توجه به جدول در سناریوی اول روش پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به مرجع [۲] داشته است.

جدول ۲: مقایسه بدست آمده در شناسایی المان‌های مشکوک به آسیب در مطالعه‌ی حاضر و مرجع [۲] (در ۳ مود ارتعاشی اول)

اعضای شناسایی شده در سناریو ۱ (مطالعه حاضر)	اعضای شناسایی شده در سناریو ۱ (مرجع ۲)	اعضای شناسایی شده در سناریو ۲ (مطالعه حاضر)	اعضای شناسایی شده در سناریو ۲ (مرجع ۲)
۲۵-۲۴-۱۱	۲۵-۲۴-۲۱-۱۱	۲ و ۱	۲ و ۱
اعضای آسیب‌دیده‌ی واقعی: ۱۱ و ۲۵		اعضای آسیب‌دیده‌ی واقعی: ۱ و ۲	

پس از یافتن عناصر مشکوک به آسیب در مرحله‌ی اول، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی میزان آسیب در اعضا برآورد می‌شود. در اینجا عملکرد دو تابع هدف تعریف شده در بخش قبل، با هم مقایسه می‌شود. تعداد اعضای جمعیت در الگوریتم در سناریوی آسیب اول ۳۰ و در سناریوی آسیب دوم ۲۰ در نظر گرفته شده است. به منظور در نظر گرفتن ماهیت تصادفی الگوریتم‌های بهینه‌سازی، الگوریتم پیشنهادی به‌طور مستقل ده بار برای هر سناریوی آسیب، اجرا می‌شود. برای ارزیابی عملکرد دو تابع هدف، شاخص انحراف از معیار، بر اساس بهترین

نتیجه‌ی بدست آمده از ۱۰ اجرا در جدول ۳ گزارش شده است. شکل ۶ نمودار همگرایی و شدت آسیب بدست آمده برای دو تابع هدف در سناریوی آسیب اول را نشان می‌دهد.



شکل ۶: الف) تعیین شدت خرابی به کمک الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی برای هر دو تابع هدف ب) نمودار همگرایی الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی برای هر دو تابع هدف در خرابی دو بعدی سناریو آسیب اول

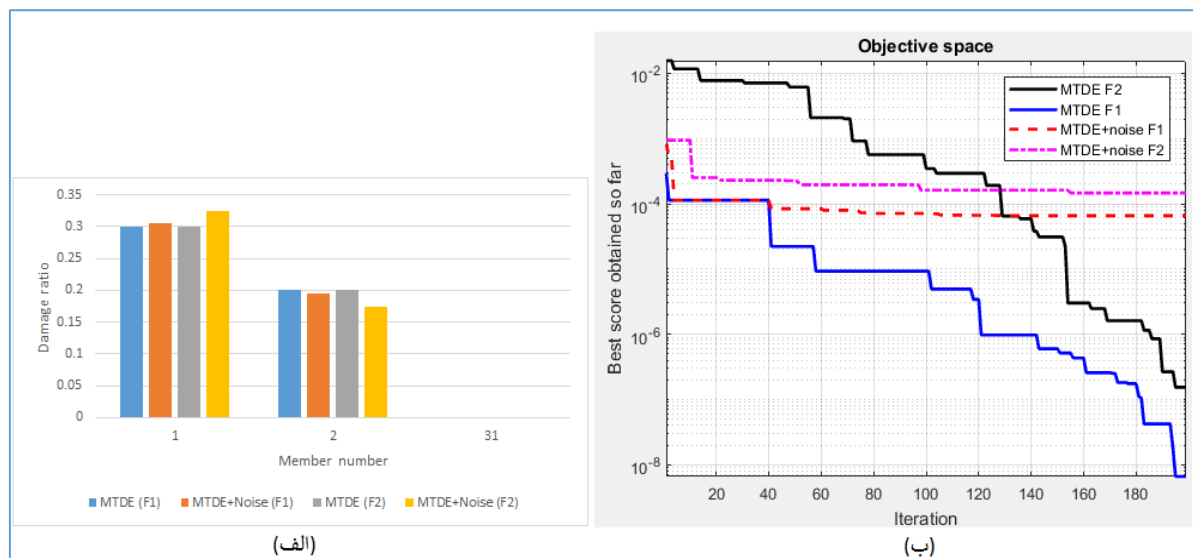
با توجه به نتایج بدست آمده مشخص است که الگوریتم برای داده‌های بدون نویز و نویزدار، توانسته است به خوبی شدت آسیب را برای هر دو تابع هدف تشخیص دهد. نتایج بدست آمده از دو تابع هدف نشان می‌دهد که تابع هدف ۱ در مقایسه با تابع هدف ۲ عملکرد بهتر و دقت بالاتری دارد. در جدول ۳ عملکرد دو تابع هدف براساس بهترین نتیجه‌ی بدست آمده از ۱۰ مرتبه اجرای الگوریتم با هم مقایسه شده است.

جدول ۳: ارزیابی عملکرد تابع هدف ۱ و تابع هدف ۲ در مثال خرابی ۳۱ عضوی سناریو آسیب اول

الگوریتم	تعداد ارزیابی تابع هدف ۱ (NFE)	تعداد ارزیابی تابع هدف ۲ (NFE)	انحراف معیار تابع هدف ۱	انحراف معیار تابع هدف ۲
الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی	۶۰۰۰	۶۰۰۰	$1/18 \times 10^{-6}$	$6/17 \times 10^{-6}$
الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی + نویز	۶۰۰۰	۶۰۰۰	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۱۷

با توجه به جدول ۳ می‌توان دریافت که به ازای ۶۰۰۰ مرتبه ارزیابی تابع هدف، انحراف معیار بدست آمده از تابع هدف اول کمتر از تابع هدف دوم می‌باشد. در نتیجه دقت تابع هدف اول بیشتر از تابع هدف دوم می‌باشد و عملکرد بهتری نسبت به تابع هدف دوم دارد.

در شکل ۷ نمودار همگرایی و شدت آسیب بدست آمده برای دو تابع هدف در سناریوی آسیب دوم نشان داده شده است. در جدول ۴ عملکرد دو تابع هدف براساس بهترین نتیجه‌ی بدست آمده از ۱۰ مرتبه اجرای الگوریتم با هم مقایسه شده است.



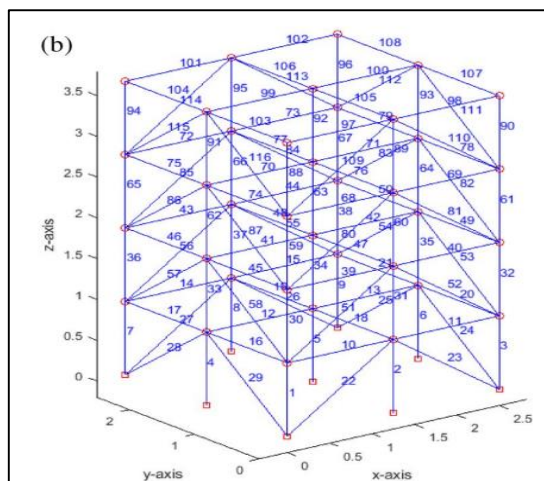
شکل ۷: الف) تعیین شدت خرابی به کمک الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی برای هر دو تابع هدف (ب) نمودار همگرایی الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی برای هر دو تابع هدف در خرابی دو بعدی سناریو آسیب دوم

جدول ۴: ارزیابی عملکرد تابع هدف ۱ و تابع هدف ۲ در مثال خرابی ۳۱ عضوی سناریوی آسیب دوم

الگوریتم	تعداد ارزیابی تابع هدف ۱ (NFE)	تعداد ارزیابی تابع هدف ۲ (NFE)	انحراف معیار تابع هدف ۱	انحراف معیار تابع هدف ۲
الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی	۴۰۰۰	۴۰۰۰	$7/11 \times 10^{-7}$	$9/22 \times 10^{-7}$
الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی + نویز	۴۰۰۰	۴۰۰۰	۰/۰۰۵۴	۰/۰۲۵

مانند سناریوی آسیب قبل مشخص است که الگوریتم برای داده‌های بدون نویز و نویزدار، توانسته است به خوبی شدت آسیب را برای هر دو تابع هدف تشخیص دهد. همانند سناریو اول، نتایج بدست آمده از دو تابع هدف نشان می‌دهد که تابع هدف ۱ در مقایسه با تابع هدف ۲ خطای کمتر و دقت بالاتری دارد.

مثال دوم، سازه‌ی قاب فولادی معیار آزمایشگاهی فاز II می‌باشد. در این مثال عملکرد روش پیشنهادی تحت اثر شرایط محیطی بررسی شده است. این نمونه‌ی آزمایشی برای نشان دادن عملکرد عالی روش پیشنهادی در هنگام افزایش تعداد عناصر و درجه آزادی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. این سازه، یک سازه‌ی چهار طبقه، دو دهانه در دو دهانه است و دارای ابعاد طرح پایه ۲۵۰ سانتیمتر در ۲۵۰ سانتیمتر و ارتفاع ۳۶۰ سانتیمتر است. شکل زیر مدل اجزای محدود این سازه را نشان می‌دهد. برای دیدن جزئیات مشخصات فیزیکی اعضای این قاب به مرجع [۲۵] مراجعه شود. سناریوی آسیب مورد نظر در جدول ۵ آورده شده است. برای عیب‌یابی این سازه از پنج مود ارتعاشی اول استفاده شده است.

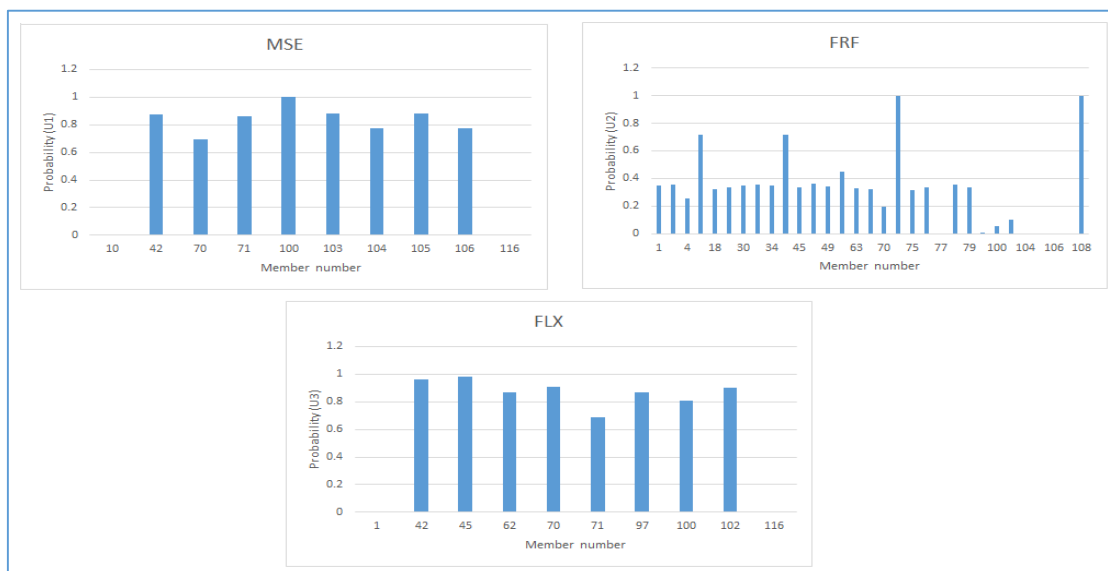


شکل ۸: مدل اجزای محدود سازه‌ی قاب فولادی

جدول ۵: سناریو آسیب در قاب فولادی

سناریو آسیب	شماره‌ی عضو	میزان آسیب
	۴۲	۲۵ درصد
سناریو ۱	۷۰	۱۰ درصد
	۱۰۰	۱۵ درصد

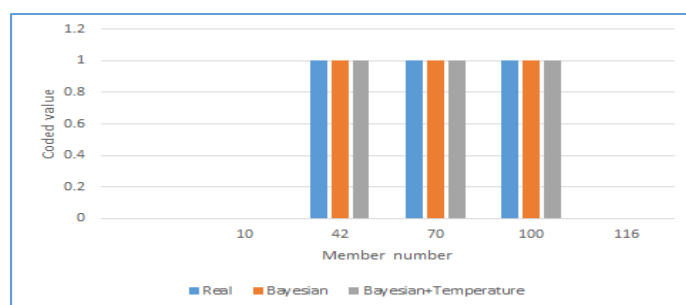
در شکل ۹، شاخص‌های احتمال برای سه شاخص آسیب انتخاب شده در قاب فولادی نشان داده شده است.



شکل ۹: مقادیر احتمالی شاخص‌های آسیب برای شاخص انرژی کرنشی مودال (U1)، شاخص نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی (U2) و شاخص انرژی کرنشی ماتریس نرمی (U3) برای قاب فولادی

نتایج حاصل از روش ادغام داده‌های بیزی برای سناریوی آسیب مورد نظر در حالت بدون در نظر گرفتن اثر دما و با در نظر گرفتن اثر دما در شکل ۱۰ آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد که در هر دو حالت المان‌های آسیب‌دیده به درستی شناسایی شده‌اند. در جدول ۶ نتایج

بدست آمده از این پژوهش با نتایج بدست آمده از مرجع [۲] برای شناسایی المان‌های مشکوک به آسیب، با هم مقایسه شده‌اند. نتایج نشان دهنده‌ی عملکرد بهتر روش پیشنهادی می‌باشد.

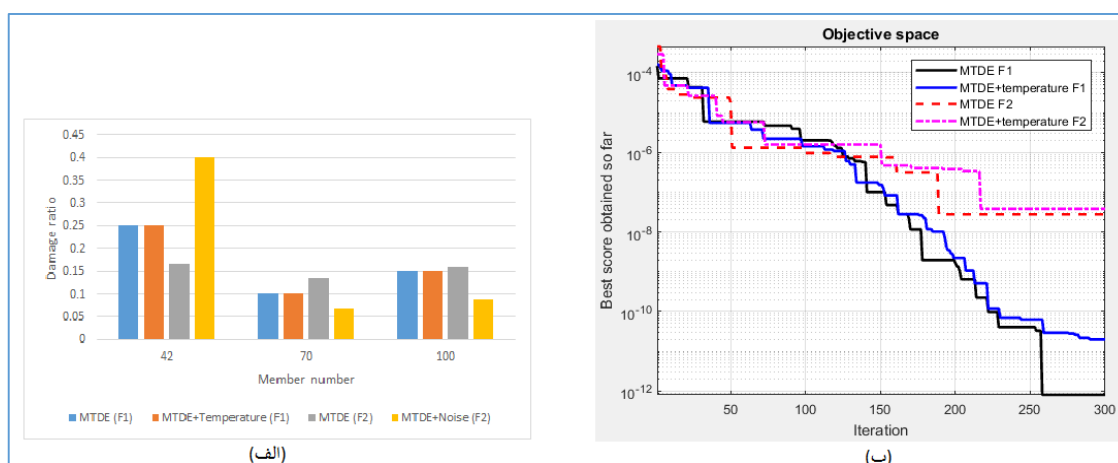


شکل ۱۰: ادغام داده‌های بیزی برای تشخیص المان‌های مشکوک به آسیب در قاب فولادی

جدول ۶: مقایسه نتایج بدست آمده در شناسایی عناصر مشکوک به آسیب در مطالعه‌ی حاضر و مرجع ۲ (در ۵ مود ارتعاشی اول)

عناصر شناسایی شده با در نظر گرفتن اثر دما (مرجع ۲)	عناصر شناسایی شده با در نظر گرفتن اثر دما (مطالعه حاضر)	عناصر شناسایی شده بدون در نظر گرفتن اثر دما (مرجع ۲)	عناصر شناسایی شده بدون در نظر گرفتن اثر دما (مطالعه حاضر)
۱۰۱-۱۰۰-۹۹-۹۱-۷۰-۴۲	۱۰۰-۷۰-۴۲	۱۰۰-۹۹-۷۱-۷۰-۴۲	۱۰۰-۷۰-۴۲
المان های آسیب دیده ی واقعی: ۷۰ و ۱۰۰	المان های آسیب دیده ی واقعی: ۷۰، ۴۲ و ۱۰۰	المان های آسیب دیده ی واقعی: ۷۰-۷۱-۹۹-۱۰۰	المان های آسیب دیده ی واقعی: ۷۰ و ۴۲

پس از یافتن عناصر مشکوک به آسیب در مرحله‌ی اول، با استفاده از بهینه‌سازی، میزان آسیب در اعضا برآورد می‌شود. در این مثال تعداد اعضای جمعیت ۳۰ در نظر گرفته شده است. در این مثال نیز، الگوریتم به‌طور مستقل ده بار برای سناریوی آسیب مورد نظر، اجرا می‌شود. شکل ۱۱ نمودار همگرایی و شدت آسیب بدست آمده برای دو تابع هدف در سناریوی آسیب مورد نظر را نشان می‌دهد.



شکل ۱۱: الف) تعیین شدت خرابی به کمک الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی برای هر دو تابع هدف ب) نمودار همگرایی الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی برای هر دو تابع هدف در قاب فولادی

نتایج نشان می‌دهند الگوریتم برای داده‌های بدون اثر دما و با اثر دما، در تابع هدف ۱ توانسته است به خوبی شدت آسیب را تشخیص دهد ولی شدت آسیب شناسایی شده توسط تابع هدف ۲ چندان رضایت‌بخش نمی‌باشد. در جدول ۷ عملکرد دو تابع هدف با هم مقایسه شده است.

جدول ۷: ارزیابی عملکرد تابع هدف ۱ و تابع هدف ۲ در مثال قاب فولادی

الگوریتم	تعداد ارزیابی تابع هدف ۱ (NFE)	تعداد ارزیابی تابع هدف ۲ (NFE)	انحراف معیار تابع هدف ۱	انحراف معیار تابع هدف ۲
الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی	۹۰۰۰	۹۰۰۰	$۸/۸۷ \times ۱۰^{-۶}$	۰/۰۵۳
الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی + نویز	۹۰۰۰	۹۰۰۰	$۶/۲۸ \times ۱۰^{-۵}$	۰/۰۹۴

با توجه به جدول ۷ مقدار انحراف معیار برای تابع هدف اول هم بدون در نظر گرفتن اثر دما و هم با در نظر گرفتن اثر دما به میزان قابل ملاحظه‌ای کمتر از تابع هدف اول می‌باشد و این نشان می‌دهد در این مثال عملکرد تابع هدف اول بسیار بهتر و دقیق‌تر از تابع هدف دوم می‌باشد.

۸- نتیجه گیری

۱- در این مقاله، مطالعه بر روی یک روش تشخیص آسیب دو مرحله‌ای، که ترکیبی از روش ادغام داده‌های بی‌زی و الگوریتم فراابتکاری تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی می‌باشد، تحت اثر تغییرات دمای محیطی، انجام شده است. در مثال اول عملکرد روش پیشنهادی بر روی یک سازه‌ی خرپای دو بعدی با در نظر گرفتن اثرات نویز، بررسی شده است و در مثال دوم یک قاب سه بعدی فولادی با در نظر گرفتن اثر دما، برای ارزیابی رویکرد پیشنهادی انتخاب شده است. در مثال دوم، پاسخ‌های ارتعاشی سازه در حالت سالم و آسیب‌دیده در دماهای محیطی متفاوت جمع‌آوری شده و سپس با اعمال روش مولفه‌های اصلی (PCA) بر روی پاسخ‌های ارتعاشی بدست آمده از سازه، اثر تغییرات دمای محیطی از پاسخ‌های ارتعاشی سازه استخراج شده است.

۲- در مرحله‌ی اول این روش، تکنیک ادغام بی‌زی بر سه شاخص آسیب انرژی کرنشی مودال، نسبت اتلاف انرژی کرنشی تابع پاسخ فرکانسی و نرخ آسیب انرژی کرنشی ماتریس نرمی، اعمال می‌شود تا عناصر مشکوک به آسیب را شناسایی کند. نتایج بدست آمده از مثال‌ها نشان‌دهنده‌ی این می‌باشد که عناصر مشکوک به آسیب، به میزان قابل ملاحظه‌ای کاهش پیدا کردند. حداکثر تعداد عناصر مشکوک به آسیب اضافی، به غیر از عناصر آسیب‌دیده‌ی واقعی که شناسایی شدند، هم برای حالت بدون نویز و هم برای حالت نویزدار در مثال اول، سناریوی آسیب اول، تنها ۱ المان می‌باشد و برای مثال اول، سناریوی آسیب دوم و همچنین مثال دوم هیچ المان آسیب‌دیده‌ی اضافی شناسایی نشده است. مقایسه‌ی رویکرد پیشنهادی با نتایج بدست آمده از مرجع [۲] نشان دهنده‌ی عملکرد بهتر رویکرد پیشنهادی می‌باشد.

۳- در مرحله‌ی دوم، از الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر چند بردار آزمایشی برای تشخیص دقیق آسیب‌ها از طریق کمینه‌سازی تابع هدف، با در نظر گرفتن تنها عناصر مشکوک به آسیب به عنوان متغیرهای بهینه‌سازی، استفاده شده است. در این قسمت عملکرد دو تابع هدف متفاوت مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بدست آمده از مثال اول، نشان می‌دهد که الگوریتم برای داده‌های بدون نویز و نویزدار، توانسته است به خوبی شدت آسیب را برای هر دو تابع هدف تشخیص دهد. در مثال دوم، نتایج بدست آمده، نشان می‌دهد که الگوریتم، برای داده‌های بدون در نظر گرفتن اثر دما و با در نظر گرفتن اثر دما، در تابع هدف ۱ توانسته است به خوبی شدت آسیب را تشخیص دهد ولی شدت آسیب شناسایی شده توسط تابع هدف ۲، دقت پایینی دارد.

۴- نتایج بدست آمده از بررسی دو مثال عددی، نشان دهنده‌ی این است که انحراف معیار بدست آمده برای تابع هدف اول در هر دو مثال، کمتر از تابع هدف دوم می‌باشد در نتیجه عملکرد تابع هدف اول بسیار بهتر از تابع هدف دوم می‌باشد و دقت بالاتری نسبت به تابع هدف دوم دارد.

مراجع

- [1] Jahangiri, M., & Ahmadi Nedushan, B. (2019). Performance Investigation of Metaheuristic Niche-Pareto Genetic Algorithm for Imperfection Assessment of Structures. *Journal of Structural and Construction Engineering*,5(4), 179-194. doi:10.22065/jsce.2017.83982.1164
- [2] Ahmadi Nedushan, B., & Fathnejat, H. (2022). A modified teaching-learning optimization algorithm for structural damage detection using a novel damage index based on modal flexibility and strain energy under environmental variations. *Engineering with Computers*, 1-32. doi: 10.1007/s00366-020-01197-3.
- [3] Doebling, S. W., Farrar, C. R., & Prime, M. B. (1998). A summary review of vibration-based damage identification methods. *Shock and vibration digest*,30(2), 91-105. doi: 10.1177/058310249803000201.
- [4] Ge, M., & Lui, E. M. (2005). Structural damage identification using system dynamic properties. *Computers & structures*,83(27), 2185-2196. doi: 10.1016/j.compstruc.2005.05.002.
- [5] Mohan, S. C., Maiti, D. K., & Maity, D. (2013). Structural damage assessment using FRF employing particle swarm optimization. *Applied Mathematics and Computation*,219(20), 10387-10400. doi: 10.1016/j.amc.2013.04.016.
- [6] Nobahari, M., & Seyedpoor, S. M. (2013). An efficient method for structural damage localization based on the concepts of flexibility matrix and strain energy of a structure. *Structural Engineering and Mechanics*,46(2), 231-244. doi: 10.12989/sem.2013.46.2.231.
- [7] Dinh-Cong, D., Vo-Duy, T., Ho-Huu, V., & Nguyen-Thoi, T. (2019). Damage assessment in plate-like structures using a two-stage method based on modal strain energy change and Jaya algorithm. *Inverse Problems in Science and Engineering*,27(2), 166-189. doi: 10.1080/17415977.2018.1454445.
- [8] Fathnejat, H., & Ahmadi-Nedushan, B. (2020). An efficient two-stage approach for structural damage detection using meta-heuristic algorithms and group method of data handling surrogate model. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*,14(4), 907-929. doi: 10.1007/s11709-020-0628-1.
- [9] Seyedpoor, S. (2012). A two stage method for structural damage detection using a modal strain energy based index and particle swarm optimization. *International Journal of Non-Linear Mechanics*,47(1), 1-8. doi: 10.1016/j.ijnonlinmec.2011.07.011.
- [10] Jiang, S. F., Zhang, C. M., & Zhang, S. (2011). Two-stage structural damage detection using fuzzy neural networks and data fusion techniques. *Expert systems with applications*,38(1), 511-519. doi: 10.1016/j.eswa.2010.06.093.
- [11] Barman, S. K., Mishra, M., Maiti, D. K., & Maity, D. (2021). Vibration-based damage detection of structures employing Bayesian data fusion coupled with TLBO optimization algorithm. *Structural and Multidisciplinary Optimization*,64(4), 2243-2266. doi: 10.1007/s00158-021-02980-6.
- [12] Ahmadi-Nedushan, B., & Jahangiri, M. (2015). Application of Single-Objective Optimization Techniques for Structural Health Monitoring. *2nd Int. 6th Natl. Conf. Earthq. Struct.*, 21-23.
- [13] Zhang, H., Gül, M., & Kostić, B. (2019). Eliminating temperature effects in damage detection for civil infrastructure using time series analysis and autoassociative neural networks. *Journal of Aerospace Engineering*,32(2), 04019001. doi: 10.1061/(asce)as.1943-5525.0000987.
- [14] Shokrani, Y., Dertimanis, V. K., Chatzi, E. N., & N. Savoia, M. (2018). On the use of mode shape curvatures for damage localization under varying environmental conditions. *Structural Control and Health Monitoring*,25(4), e2132. doi: 10.1002/stc.2132.
- [15] Xu, M., Wang, S., & Li, H. (2019). A residual strain energy based damage localisation method for offshore platforms under environmental variations. *Ships and Offshore Structures*,14(7), 747-754. doi: 10.1080/17445302.2018.1558727.
- [16] Jahangiri, M., & Ahmadi-Nedushan, B. (2016). Structural damage identification using MOPSO and MOEA/D multi-objective evolutionary optimization algorithms. *J Ferdowsi Civil Eng*,30(1), 63-77.
- [17] Ding, Z., Fu, K., Deng, W., Li, J., & Zhongrong, L. (2020). A modified Artificial Bee Colony algorithm for structural damage identification under varying temperature based on a novel objective function. *Applied Mathematical Modelling*,88, 122-141. doi: 10.1016/j.apm.2020.06.039.
- [18] Alkayem, N. F., Cao, M., Zhang, Y., Bayat, M., & Su, Z. (2018). Structural damage detection using finite element model updating with evolutionary algorithms: a survey. *Neural Computing and Applications*,30(2), 389-411. doi: 10.1007/s00521-017-3284-1.
- [19] Bagherahmadi, S. A., & Seyedpoor, S. M. (2018). Structural damage detection using a damage probability index based

- on frequency response function and strain energy concept. *Structural Engineering and Mechanics*, 67(4), 327-336. doi: 10.12989/sem.2018.67.4.327.
- [20] Montazer, M., & Seyedpoor, S. M. (2014). A new flexibility based damage index for damage detection of truss structures. *Shock and Vibration*, 2014. doi: 10.1155/2014/460692.
- [21] Stone, J. V. (2013), *Baye's rule: a tutorial introduction to Bayesian analysis*. Germany: Sebtel Press.
- [22] Zhao, Y., Yan, Q., Yang, Z., Yu, X., & Jia, B. (2020). A novel artificial bee colony algorithm for structural damage detection. *Advances in Civil Engineering*, 2020. doi: 10.1155/2020/3743089.
- [23] Huang, M. S., Gül, M., & Zhu, H. P. (2018). Vibration-based structural damage identification under varying temperature effects. *Journal of Aerospace Engineering*, 31(3), 04018014. doi: 10.1061/(asce)as.1943-5525.0000829.
- [24] Nadimi-Shahraki, M. H., Taghian, S., Mirjalili, S., & Faris, H. (2020). MTDE: An effective multi-trial vector-based differential evolution algorithm and its applications for engineering design problems. *Applied Soft Computing*, 97, 106761. doi: 10.1016/j.asoc.2020.106761.
- [25] Huang, M., Cheng, S., Zhang, H., Gul, M., & Lu, H. (2019). Structural damage identification under temperature variations based on PSO-CS hybrid algorithm. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, 19(11), 1950139. doi: 10.1142/S0219455419501396.