



Damage Detection and Model updating using Modal Information and Optimization Algorithms

Reza Aghajani

Ph.D Student, Department of Civil Engineering, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran.

Omid Azizpour Miandoab*

Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran.
Seyed Sina Kourehi

Associate Professor, Department of Civil Engineering, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran.
Ashkan KhodaBandehLou

Associate Professor, Department of Civil Engineering, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran.
omid.azizpour@iau.ir

Keywords:

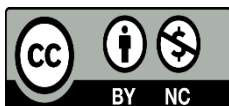
Model Updating,
Structural Damage
Detection,
Modal Analysis,
Equilibrium
Optimization,
Grey Wolf
Optimization,
Whale Optimization

Abstract

Due to the high costs of construction and the critical importance of certain structures, the detection of structural damage has become a significant topic in civil engineering. Damage to structures can lead to changes in physical properties such as stiffness and mass. Dynamic parameters, which are dependent on the physical characteristics of the structure, can serve as suitable indicators for damage detection. In this paper, the finite element model updating method is employed for the identification and assessment of damage in structures. The finite element model updating method identifies damage by determining unknown parameters, which may include modulus of elasticity, moment of inertia, or concrete density that have altered due to damage. For this purpose, a damage-sensitive objective function based on the combination of modal strain energy and natural frequencies is proposed. To optimize this objective function, equilibrium optimization, grey wolf optimization, and whale optimization algorithms are utilized. The effectiveness of the proposed method is evaluated through two different examples, including a ۶-meter two-span beam with ۲۰ elements and a ۱۲-story shear frame. Damage scenarios are defined as dual and quadruple for each structure. Additionally, to better simulate real conditions in structural health monitoring, the effect of noise is considered. The results obtained from all numerical examples indicate that the proposed method has a high capability for detecting the location and severity of damage.

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial ۴.۰ International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

(این نشریه تحت قانون بین المللی کپی رایت Creative Commons: BY-NC می باشد).



تشخیص آسیب و به روز رسانی مدل با استفاده از اطلاعات مودال و الگوریتم‌های بهینه‌یابی

رضا آقاجانی

دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران.

امید عزیزپور میان‌دوآب*

استادیار، گروه مهندسی عمران، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران.

سید سینا کوره‌لی

دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران.

اشکان خدابنده لو

دانشیار، گروه مهندسی عمران، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران.

omid.azizpour@iau.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴ مهر ۱۴۰۳

تاریخ دریافت: ۱۷ خرداد ۱۴۰۳

چکیده

امروزه به دلیل هزینه‌های بالای ساخت و اهمیت حیاتی برخی سازه‌ها، شناسایی خرابی در سازه‌ها به یکی از موضوعات مهم در مهندسی عمران تبدیل شده است. آسیب در سازه‌ها می‌تواند منجر به تغییر در مشخصات فیزیکی نظیر سختی و جرم شود. پارامترهای دینامیکی که وابسته به ویژگی‌های فیزیکی سازه هستند، می‌توانند به عنوان معیارهای مناسبی برای تشخیص آسیب مورد استفاده قرار گیرند. در این مقاله، از روش به‌روزرسانی اجزاء محدود برای شناسایی و ارزیابی آسیب در سازه‌ها استفاده شده است. روش به‌روزرسانی اجزاء محدود با تعیین پارامترهای ناشناخته، آسیب در سازه را شناسایی می‌کند. این پارامترهای ناشناخته ممکن است شامل مدول الاستیسیته، ممان اینرسی یا چگالی بتن باشند که در اثر آسیب تغییر کرده‌اند. برای این منظور، یک تابع هدف حساس به آسیب بر اساس ترکیب انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی پیشنهاد شده است. سپس برای بهینه‌سازی این تابع هدف، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تعادل، گرگ خاکستری و وال استفاده شده است. کارآیی روش ارائه شده در این مقاله از طریق دو مثال مختلف، شامل تیر دو دهانه ۶ متری با ۲۰ المان و قاب برشی ۱۲ طبقه، مورد ارزیابی قرار گرفته است. سناریوهای آسیب به صورت دوگانه و چهارگانه برای هر یک از سازه‌ها تعریف شده‌اند. همچنین برای شبیه‌سازی دقیق‌تر شرایط واقعی پایش سلامت سازه‌ای، اثر نویز نیز در نظر گرفته شده است. نتایج به دست آمده از تمامی مثال‌های عددی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی توانایی بالایی در تشخیص محل و شدت آسیب دارد.

کلید واژگان: به‌روز رسانی مدل، تشخیص آسیب سازه، تحلیل مودال، بهینه‌سازی تعادلی، بهینه‌سازی گرگ خاکستری،

بهینه‌سازی وال

۱- مقدمه

سازه‌ها همواره در معرض آسیب‌های گوناگون قرار دارند. خوردگی، خستگی و زلزله از مهمترین عواملی هستند که می‌توانند منجر به آسیب در سازه‌ها شوند. بی‌تفاوتی نسبت به این آسیب‌ها می‌تواند منجر به ضررها و خسارات جانی و مالی جبران ناپذیری گردد. به این منظور روش‌های گوناگونی برای تشخیص آسیب و پایش سلامت سازه‌ها ارائه شده است. دسته بندی‌های مختلفی برای این روش‌ها مطرح است، که از مهم‌ترین آن‌ها دو دسته مبتنی و غیرمبتنی بر مدل می‌باشد. امروزه به دلیل دسترسی به پردازشگرهای قدرتمند، مدل‌های سازه‌ای و دقت بالا، روش‌های مبتنی بر مدل مورد توجه پژوهشگران و مهندسان قرار گرفته‌اند. در این مقاله، از روش به‌روزرسانی مدل اجزاء محدود، که از مهم‌ترین روش‌های مبتنی بر مدل می‌باشد، استفاده شده است.

لوه و همکاران [۱]، یک روش شناسایی آسیب را با استفاده از همبستگی متقابل داده‌های کرنش در یک صفحه اتصال فولادی معرفی کردند که نشان‌دهنده اهمیت و غنای اطلاعات حاصل از سیستم‌های اندازه‌گیری مترکم است. با این حال، این روش همچنین به مشکلات مرتبط با مدیریت حجم بزرگی از داده‌ها و محدودیت‌های روش‌های شناسایی آسیب مبتنی بر ویژگی‌های انتخابی اشاره دارد.

لی و چانگ [۲]، برای شناسایی آسیب، چهار فرکانس اول یک تیر طره شبیه‌سازی شده را دسته‌بندی کردند. سپس، عمق ترک برای نزدیک‌ترین تطابق ممکن با فرکانس مود اول، به‌طور مکرر تخمین زده شد. نیکلاکوپولوس و همکاران [۳]، نیز با استفاده از فرکانس‌های سه مود اول یک قاب یک طبقه، به شناسایی ترک خوردگی در آن پرداختند.

میشرا و همکاران [۴]، در پژوهشی، برای شناسایی آسیب سازه‌ای، از ترکیب فرکانس‌های طبیعی و معیار اطمینان مودال اشکال مودی جهت فرمول‌بندی تابع هدف استفاده کردند. آنها برای یافتن پاسخ‌های بهینه، از الگوریتم بهینه‌سازی شیر-مورچه بهره بردند. این الگوریتم، که یک الگوریتم جستجوی مبتنی بر جمعیت است، رفتار شکار شیر-مورچه‌ها را تقلید می‌کند. کارایی روش پیشنهادی آن‌ها با آزمایش سناریوهای آسیب مختلف بر روی سازه‌هایی مانند تیر طره، خرپای دو بعدی و سه بعدی، و قاب برشی، ارزیابی شد. نتایج نشان داد که روش و الگوریتم پیشنهادی آن‌ها در شناسایی میزان و محل آسیب، حتی در حضور نویز در داده‌ها، مؤثر و کارآمد است.

گدریا [۵]، یک الگوریتم تکاملی-تفاضلی شتاب یافته (ADE^1) را برای پایش سلامت و شناسایی آسیب در سازه‌های صفحه‌ای معرفی کرد. او در این مطالعه، مساله معکوس شناسایی آسیب را به عنوان یک مساله

بهینه‌سازی غیرخطی فرمول‌بندی کرد. تابع هدف پیشنهادی او شامل ماتریس نرمی سازه بود که از طریق یک تابع جریمه وزن‌دهی شده بود تا از شناسایی‌های نادرست جلوگیری کند. نتایج عددی این تحقیق نشان داد که ADE از نظر دقت راه‌حل و هزینه محاسباتی عملکرد بالایی دارد و قابلیت آن در شناسایی و ارزیابی آسیب حتی در مسائل بزرگ‌مقیاس و داده‌های نویزی را برجسته می‌کند.

در سال ۱۹۸۲، آلمانگ و برون [۶]، برای اولین بار استفاده از توابع اشکال مودی مبتنی بر معیار اطمینان مودال (MAC) را در تحلیل مودال به صورت برداری معرفی کردند. این معیار نوآورانه نقطه عطفی در پایش سلامت سازه‌ها محسوب می‌شود و تحولی اساسی در این حوزه ایجاد کرد. آرورا و همکارانش [۷]، یک روش به‌روزرسانی مدل اجزای محدود مبتنی بر استفاده از ماتریس‌های میرایی را ارائه دادند. این روش با هدف ایجاد مدلی به‌روز و دقیق برای پیش‌بینی توابع پاسخ-فرکانس اندازه‌گیری شده، مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی با دقت بالایی قادر به پیش‌بینی توابع پاسخ-فرکانس پیچیده است.

کلونه و همکارانش [۸]، به‌روزرسانی اجزای محدود را برای بهبود ارزیابی پل به کار گرفتند. روش آن‌ها هدف داشت تا خطاهای مدل‌سازی ساده شده را با بهبود مدل فیزیکی پیش از تقریب پارامترها از طریق بهینه‌سازی غیرخطی اصلاح کند. علاوه بر این، توابع هدف چندگانه باعث افزایش دقت انواع مختلف اندازه‌گیری‌ها شده و روند استواری برای تخمین پارامترها را فراهم آورد.

جین و ژو و همکارانش [۹، ۱۰]، چندین تابع هدف را برای به‌روزرسانی مدل‌های اجزای محدود در سازه‌ها مورد بررسی قرار دادند. بایراکتار و همکارانش [۱۱، ۱۲]، ویژگی‌های مودال را برای تغییر در عدم قطعیت شرایط مرزی و خواص مواد اعمال کرده و مدل‌های اجزای محدود یک پل را به‌روزرسانی نمودند. علاوه بر این، لی و دو [۱۳]، حساس‌ترین متغیر طراحی برای به‌روزرسانی اجزای محدود کابل‌های مهاری را به کار برده و موفق به شناسایی مدلی شدند که توانست فرکانس طبیعی نزدیک به نمونه‌های آزمایشگاهی را پیش‌بینی کند. استینیکرز و همکاران [۱۴]، نیز با موفقیت از داده‌های انتقال‌پذیری (نسبت بین دو پاسخ) برای به‌روزرسانی مدل‌های اجزای محدود استفاده کردند. دابلینگ و همکاران [۱۵] و کاردن و فنینگ [۱۶]، روش‌های پایش وضعیت مبتنی بر ارتعاش، از جمله تکنیک‌های به‌روزرسانی مدل را جمع‌آوری کردند. همچنین، مطالعاتی درباره به‌روزرسانی مدل اجزای محدود وجود دارد که چارچوب‌های نظری را تعیین می‌کند [۱۷، ۱۸]. براونجان و همکاران [۱۹]، و کاپتانو و همکاران [۲۰]، مطالعات مهمی در زمینه کالیبراسیون و صحت‌سنجی مدل اجزای محدود در تست‌های ارتعاشی ارائه کرده‌اند.

¹ Accelerated Differential Evolution

مطالعه بوروشک و یانز [۲۱]، نیز فرضیات مدل‌سازی را با استفاده از ویژگی‌های دینامیکی استخراج شده از روش‌های عددی و آزمایشگاهی، صحت سنجی نموده است.

جنتایل و سایی [۲۲]، مقادیر مودال یک برج ناقوس بنایی را با وجود ترک‌های بزرگ شناسایی کردند. آن‌ها تست ارتعاش محیطی را بر روی این برج ناقوس بنایی با ارتفاع ۷۴ متر اجرا کرده و ویژگی‌های مصالح متفاوتی را به نواحی آسیب‌دیده و سالم اختصاص دادند. کالیبراسیون مدل اجزای محدود از طریق تغییر ویژگی‌های مصالح صورت گرفت و آن‌ها نشان دادند که ویژگی‌های مصالح در نواحی آسیب‌دیده بعد از به‌روزرسانی مدل اجزای محدود به‌طور قابل‌توجهی کمتر از خصوصیات بخش‌های دیگر سازه است.

کورهلی [۲۳]، در مقاله خود به بیان اهمیت شناسایی آسیب در سازه‌ها پرداخته و تأکید کرده است که تشخیص اولیه آسیب می‌تواند از بروز حوادث فاجعه‌بار جلوگیری کند. او در این پژوهش، روش جدیدی را برای شناسایی آسیب معرفی کرده که بر اساس تحریک کوتاه‌مدت بار و تحلیل پاسخ دینامیکی زمانی سازه‌ها به عنوان شاخص آسیب عمل می‌کند. کورهلی با استفاده از روش فضای حالت برای حل معادله حرکت و بهره‌گیری از شبکه عصبی پیش‌خور آشناری برای شناسایی آسیب در سازه‌های مختلف، نوآوری خود را در به‌کارگیری پاسخ‌های زمانی سازه‌ها تحت بارگذاری کوتاه‌مدت به نمایش گذاشته است. او سه سازه مختلف شامل یک قاب، یک صفحه خمشی و یک تیر را بررسی کرده و نتایج نشان می‌دهد که این روش در شناسایی آسیب در انواع سازه‌ها مؤثر است.

لیو و همکاران [۲۴]، در پژوهش خود به بررسی اهمیت تشخیص غیرمخرب آسیب‌های راه‌آهن‌های سویچ در سیستم‌های پرسرعت پرداختند. به دلیل چالش‌های محیطی و آسیب‌های ناشی از فرسودگی، آنان روشی جدید با استفاده از امواج هدایت‌شده اولتراسونیک برای ارزیابی سلامت این اجزا پیشنهاد کردند. روش‌های سنتی مانند تفریق سیگنال مینا، توانایی کافی برای شناسایی دقیق آسیب‌ها ندارند و زمان‌بر نیز هستند. به همین منظور، آن‌ها از سیستمی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی استفاده کردند که به‌طور موثری ویژگی‌های پیچیده سیگنال‌های اولتراسونیک را استخراج و دسته‌بندی می‌کند. این مدل در آزمون‌ها دقت بالای ۹۱٪ را نشان داد و توانمندی خود را در تشخیص عملی آسیب‌های ساختاری راه‌آهن‌های سویچ ثابت کرد.

مارکو و همکاران [۲۵]، در پژوهش خود به بررسی آسیب‌های ساختاری از طریق تحلیل پارامترهای مدالی مانند فرکانس‌های طبیعی پرداخته‌اند.

آن‌ها به این نتیجه رسیدند که تغییرات ناشی از آسیب معمولاً بسیار ظریف هستند و تشخیص آن‌ها دشوار است. برای رفع این مشکل، یک تکنیک نوآورانه معرفی کردند که براساس قرار دادن یک جرم خارجی در نقاط مختلف سازه طراحی شده است. با محاسبه تغییرات فرکانس‌های طبیعی پیش و پس از وقوع آسیب، این تکنیک تأثیر آسیب‌ها را بر فرکانس‌های طبیعی قوی‌تر نشان می‌دهد. نویسندگان صحت این ایده را در مثال‌های ۲ بعدی و ۳ بعدی تأیید کردند.

لیو و همکاران [۲۶]، در پژوهش خود به بررسی آسیب‌های تدریجی سازه‌های مهندسی عمران پرداخته و روشی جدید برای پیگیری تحول آسیب در سازه‌های تیر معرفی کرده‌اند. این روش ابتدا با کاهش نوبز سیگنال پاسخ به کمک آستانه‌گذاری مویک آغاز می‌شود، سپس از تجزیه مداری متغیر برای تحلیل سیگنال کاهش‌دهنده استفاده می‌شود. شاخصی به نام تغییر انرژی کل مویک برای شناسایی آسیب‌ها به کار می‌رود و همچنین یک شاخص آسیب متغیر در طول زمان به نام نسبت تغییر انرژی مویک ایجاد می‌شود. نتایج مطالعه نشان داده است که این روش قادر است آسیب‌ها را به‌طور مؤثر شناسایی کرده و تحول آن‌ها را حتی در حضور نوبز و اثرات انتهایی، دقیقاً پیگیری کند.

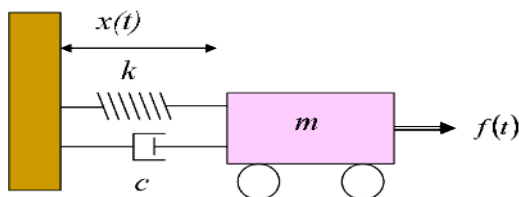
بهتا و همکاران [۲۷]، بر محدودیت‌های روش‌های سنتی ارزیابی آسیب سازه‌ها پس از زلزله تأکید دارند و استفاده از یادگیری عمیق، به ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشن را برای این منظور مطرح می‌کنند. آن‌ها یک رویکرد جدید به نام شبکه‌های عصبی کانولوشن کوانتومی برای شناسایی آسیب به ساختمان‌های بتن مسلح معرفی کرده و عملکرد آن را با تصاویر آسیب‌دیده آموزش داده‌اند. این مدل همچنین با نتایج مختلف مقایسه می‌شود تا دقت شناسایی آسیب را ارزیابی کند.

وانگ و همکاران [۲۸]، به اهمیت ارزیابی سریع و دقیق آسیب‌های ساختمان ناشی از طوفان‌ها با استفاده از فناوری‌های سنجش از دور، به ویژه تصاویر رادار تصویربرداری سینتیک، اشاره می‌کنند. آن‌ها رویکردی مبتنی بر احتمال بیزی آگاهانه از علیت را برای شناسایی آسیب‌ها از این تصاویر معرفی کرده‌اند. این رویکرد پیچیدگی‌های وابستگی میان باد، سیل و آسیب‌ها را در یک شبکه بیزی کدگذاری می‌کند و بدون نیاز به داده‌های واقعی زمینی، می‌تواند آسیب‌های ساختمانی را تخمین بزند. نتایج در طوفان ویرانگر ۲۰۲۲ ایان نشان داد که روش آنان ۲۲٪ افزایش در دقت و ۴۶،۲۹٪ بهبود در نرخ مثبت واقعی را به همراه داشت و زمان پردازش را تا ۸۳،۸٪ کاهش داد. این پیشرفت‌ها نشان‌دهنده بهبود چشم‌گیری در کارایی ارزیابی آسیب‌ها نسبت به روش‌های سنتی است.

ذکر است که مدل اجزای محدود مورد استفاده برای مدل سازه آسیب‌دیده و مدل تحلیلی آن یکسان است و تنها تفاوت بین آنها در معلوم و مجهول بودن شاخص آسیب است. این امر به افزایش دقت فرآیند به‌روزرسانی مدل کمک می‌کند. هدف از فرآیند بهینه‌سازی، یافتن شاخص آسیب مجهول با استفاده از تابع هدف پیشنهادی جدید و الگوریتم فراابتکاری مناسب است. الگوریتم بهینه‌سازی با استفاده از تابع هدف تعریف شده، اختلاف بین شاخص آسیب مجهول و شاخص آسیب سناریوی مورد نظر را طی هر تکرار در فرآیند به‌روزرسانی مدل، کمینه می‌کند. این فرآیند با توجه به تعداد تکرارها و جمعیت تعریف شده برای الگوریتم، تا جایی ادامه می‌یابد که محل و شدت آسیب شناسایی شود.

۲- مبانی دینامیک سازه‌ها

در به‌روزرسانی مدل اجزای محدود دینامیکی، معمولاً از خواص مودال شامل فرکانس طبیعی و شکل مود استفاده می‌شود. بنابراین، لازم است که این پارامترها تشریح شوند. خصوصیات مودال با ویژگی‌های فیزیکی سازه مرتبط هستند. شکل ۱ یک سیستم یک درجه آزادی را نشان می‌دهد. تمامی سازه‌های الاستیک با استفاده از ماتریس‌های جرم، میرایی و سختی توزیع‌یافته، در حوزه زمان به صورت زیر توصیف می‌شوند.



شکل ۱- سیستم یک درجه آزادی

$$[M]\{\ddot{X}\} + [C]\{\dot{X}\} + [K]\{X\} = \{F\} \quad (۱)$$

که در آن $[M]$ ماتریس جرم، $[C]$ ماتریس میرایی، $[K]$ ماتریس سختی سازه و $\{X\}$ ، $\{\dot{X}\}$ و $\{\ddot{X}\}$ به ترتیب بردارهای جابجایی، سرعت و شتاب، و نهایتاً $\{f\}$ بردار نیروی اعمالی به سیستم است. اگر معادله فوق در حوزه مودال تبدیل شود، می‌توان برای مود i یک معادله مقدار ویژه تشکیل داد، سپس:

$$(-\omega_i^2[M] + j\omega_i[C] + [K])\{\bar{\phi}\}_i = \{0\} \quad (۲)$$

که در آن $j = \sqrt{-1}$ و $\bar{\omega}_i$ مقدار ویژه مختلط i ام است. در این معادله قسمت حقیقی $\{\bar{\phi}\}_i$ به شکل مودی نرمالایز شده $\{\phi\}_i$ باز می‌گردد، در حالی که قسمت موهومی $\bar{\omega}_i$ ، فرکانس طبیعی ω_i به

به طور کلی، در این مقاله برای شناسایی آسیب سازه‌ای از روش به‌روزرسانی مدل با استفاده از اطلاعات مودال سازه و تابع هدف پیشنهادی جدید براساس انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی استفاده شده است که تابع هدف پیشنهادی در این مقاله، یک ترکیب مناسب از انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی است که برای تشخیص آسیب در سازه‌ها استفاده می‌شود. این تابع هدف با ترکیب دو ویژگی مهم مهندسی سازه، یعنی انرژی و فرکانس، امکان تشخیص دقیق تر آسیب‌ها و بهبود عملکرد مدل را فراهم می‌کند.

مزایای تابع هدف پیشنهادی نسبت به تابع هدف‌های ارائه شده در تحقیقات پیشین عبارتند از:

دقت بالا: با ترکیب دو ویژگی مختلف، تابع هدف پیشنهادی دقت بالاتری در تشخیص آسیب‌ها دارد و امکان تفکیک بین نوع و مکان آسیب را فراهم می‌کند.

پایداری: این تابع هدف به دلیل استفاده از ویژگی‌های متفاوت و تعداد زیادی داده، پایداری و استحکام بیشتری در مدل ایجاد می‌کند.

قابلیت تعمیم پذیری: تابع هدف پیشنهادی قابلیت تعمیم به سازه‌های مختلف و در شرایط مختلف را دارا است و برای تشخیص آسیب‌ها از منابع مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد.

با توجه به این مزایا، تابع هدف پیشنهادی در این مقاله امکانات منحصر به فردی در تشخیص آسیب‌ها در سازه‌ها و بهبود عملکرد مدل دارد که آن را از تابع هدف‌های ارائه شده در تحقیقات پیشین متمایز می‌کند و ارزش افزوده بیشتری را به عرصه مهندسی سازه می‌بخشد.

به طوری که دو مدل عددی از سازه در محیط برنامه متلب به روش اجزای محدود کد نویسی می‌شود. این دو مدل شامل مدل سازه آسیب‌دیده واقعی و مدل تحلیلی آن است. در مدل سازه آسیب‌دیده واقعی، میزان و درصد آسیب مشخص و معلوم است، در حالی که در مدل تحلیلی، آسیب به صورت مجهول به سازه وارد می‌شود. ماتریس سختی کل سازه از سرهم‌بندی ماتریس سختی المان‌های آن سازه به دست می‌آید، لذا آسیب وارد شده در مودول الاستیسیته المان‌های سازه، نهایتاً خود را به صورت کاهش سختی کل سازه نشان خواهد داد. برای مدل‌سازی آسیب در سازه واقعی، شاخص آسیب مبتنی بر سناریوی آسیب مورد نظر تعریف شده و در مودول الاستیسیته المان‌های سازه ضرب می‌شود که این امر باعث کاهش سختی المان‌های سازه می‌شود. لازم به

دیگر مقادیر بردار شکل مودی مربوط به هر یک از مودهای ارتعاشی سازه، بر مقدار مجذور جرم مودی مربوط به همان مود، تقسیم می‌شوند. به اشکال مودی حاصل از این عمل، شکل مودی نرمال شده بر اساس جرم گفته می‌شود [۲۹]، برای انجام این عمل ابتدا لازم است تا ماتریس قطری جرم مودی سازه مطابق رابطه (۹) استخراج شود سپس مقادیر هر یک از بردارهای شکل مودی رابطه (۸) بر مجذور درایه روی قطری اصلی ماتریس جرم مودی مربوط به همان مود، مطابق رابطه (۱۰) تقسیم می‌شود.

$$[M'] = \{\phi\}^T [M] \{\phi\} = \begin{bmatrix} \{\phi\}_1^T [M] \{\phi\}_1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \dots & \dots & \{\phi\}_n^T [M] \{\phi\}_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\{\theta\} = \left\{ \frac{\{\phi\}_1}{\sqrt{M'_1}}, \frac{\{\phi\}_2}{\sqrt{M'_2}}, \dots, \frac{\{\phi\}_n}{\sqrt{M'_n}} \right\} n \quad (10)$$

در روابط فوق M' ماتریس جرم قطری شده (جرم مودی)، و M همان ماتریس جرم یکپارچه می‌باشد. سازه بردار $\{\theta\}$ نیز بردار اشکال مودی نرمال شده بر اساس جرم مودی می‌باشد. با استفاده از این روابط و خاصیت تعامد مودهای ارتعاشی، روابط کلیدی (۱۱) و (۱۲) در دینامیک سازه قابل دستیابی خواهند بود. با استفاده از این روابط می‌توان پارامترهای مودال ثانویه سازه نظیر ماتریس نرمی یا دیگر پارامترها را تشکیل داد.

$$[\theta]^T [M] [\theta] = [I] \quad (11)$$

$$[\theta]^T [K] [\theta] = [\Lambda] \quad (12)$$

در ادامه از روابط ذکر شده، اشکال مودی و فرکانس‌های طبیعی سازه برای تشکیل تابع هدف استفاده خواهد شد. با استفاده از این تابع هدف، محل و میزان آسیب در سازه شناسایی خواهد شد.

۳- تابع هدف

یکی از مهم‌ترین مراحل در شناسایی آسیب سازه‌ای، تعیین یک تابع هدف مؤثر، کارآمد و حساس به آسیب است. چنین تابع هدفی به بهبود کارایی فرآیند بهینه‌سازی کمک کرده و از گرفتار شدن الگوریتم بهینه‌سازی در بهینه‌های محلی جلوگیری می‌کند، همچنین موجب همگرایی سریع‌تر فرآیند بهینه‌سازی به یک پاسخ کلی مناسب می‌شود. برای ایجاد تابع هدفی با این خصوصیات، لازم است پارامترهای حساس به آسیب در سازه شناسایی شده و با استفاده از روابط ریاضی، تابعی فرمول‌بندی شود که اختلاف میان سازه آسیب‌دیده واقعی و مدل تحلیلی آن را به حداقل برساند. تابع هدف پیشنهادی در این مقاله، یک تابع هدف جدید و کارآمد

مربوط می‌کند. از این معادله می‌توان نتیجه گرفت که تغییر در ماتریس‌های جرم و سختی منجر به تغییرات در خصوصیات مودال سازه می‌شود. با در نظر گرفتن فرم ارتعاش آزاد سازه و نادیده گرفتن میرایی، معادله فوق را می‌توان به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$[M]\{\ddot{X}\} + [K]\{X\} = 0 \quad (3)$$

با حل معادله دیفرانسیل فوق، پاسخ سیستم به صورت زیر در می‌آید:

$$\{X(t)\} = \{\alpha\} \sin(\omega t + \theta) \quad (4)$$

که در آن، $\{\alpha\}$ بردار دامنه ارتعاش بوده و θ به ترتیب مقادیر فرکانس طبیعی و زاویه اختلاف فاز سیستم می‌باشد. با مشتق‌گیری از جواب حاصله و جایگذاری آن در معادله داریم:

که از آن:

$$[[K - \omega^2 [M]]] \{\alpha\} = 0 \quad (6)$$

در صورتی معادله بالا دارای جواب منحصر به فرد است که در مینان ماتریس ضرایب برابر با صفر باشد، یعنی:

$$|[K - [M]\omega^2]| = 0 \quad (7)$$

از حل معادله بالا، مقادیر فرکانس‌های طبیعی برای مودهای ارتعاشی آن محاسبه می‌شود. سپس با جایگذاری مقادیر فرکانس طبیعی در معادله (۶) می‌توان بردار اشکال مودی متناظر را محاسبه نمود. به بیانی دیگر با محاسبه مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس سختی و جرم می‌توان مقادیر فرکانس‌های طبیعی و ماتریس مودال را به دست آورد، که Π معرف تعداد درجات آزادی سازه است.

در مباحث نظری و برنامه‌های کامپیوتری عمل نرمال کردن اشکال مودی، با توجه به ماتریس جرم مودی سازه انجام می‌پذیرد. به عبارت

$$mse_i^j = [\varphi_i^j]^T [K_i] [\varphi_i^j] \quad (13)$$

در رابطه (۱۳)، mse_i^j انرژی کرنشی المان i ام در مود j ام می‌باشد. بردار شکل مودی مربوط به المان i ام در مود j ام است. ماتریس انرژی کرنشی یک ماتریس مستطیلی بوده تعداد سطرهای آن به تعداد المان‌های سازه و تعداد ستون‌های آن به تعداد مودهای در نظر گرفته شده می‌باشد. این ماتریس به صورت رابطه (۱۴) بیان می‌شود.

$$MSE = \begin{bmatrix} mse_1^1 & mse_1^2 & \dots & mse_1^m \\ mse_2^1 & mse_2^2 & \dots & mse_2^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ mse_e^1 & mse_e^2 & \dots & mse_e^m \end{bmatrix} \quad i \quad (14)$$

$$= 1, \dots, N_e, \quad j = 1, \dots, n_m$$

برای افزایش دقت تابع هدف در شناسایی سازه، از پارامتر فرکانس‌های طبیعی نیز استفاده شده است. برای این منظور، از میانگین مجموع مربعات تفاضل فرکانس‌های طبیعی سازه مانیتور شده و مدل تحلیلی المان محدود به صورت رابطه (۱۵) استفاده شده است.

$$F_1 = \frac{1}{n_m} \sum_{j=1}^{n_m} \left(\frac{\omega_d^j - \omega_m^j}{\omega_d^j + \omega_m^j} \right)^2 \quad (15)$$

در رابطه (۱۴)، N_e نماینده تعداد المان‌های سازه می‌باشد. برای بررسی اختلاف میان انرژی کرنشی مودال سازه آسیب دیده حقیقی و مدل تحلیلی آن، از نرم اقلدیدی این دو گروه از داده استفاده شده است. برای تشکیل تابع هدف، از نرم اقلدیدی اختلاف ستون‌های ماتریس MSE سازه مانیتور شده و مدل تحلیلی به صورت نظیر به نظیر استفاده شده و میانگین مجموع مربعات آن‌ها به عنوان پارامتر F_1 در نظر گرفته شده و به صورت رابطه (۱۶) بیان می‌شود.

$$F_2 = \frac{1}{n_m} \sum_{j=1}^{n_m} \frac{\|MSE_d^j - MSE_m^j\|^2}{\|MSE_d^j + MSE_m^j\|^2} \quad (16)$$

است که بر ترکیب پارامترهای انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی مبتنی می‌باشد.

در این مقاله، متغیرهای تصمیم شامل ضرایب اعمال شده به مدول الاستیسیته در المان‌های سازه‌ای هستند که برای شبیه‌سازی آسیب در سازه استفاده می‌شوند. این ضرایب به‌طور خاص باعث کاهش سختی المان‌ها و ایجاد آسیب در نقاط مختلف مدل می‌شوند. هدف از بهینه‌سازی، تشخیص دقیق محل آسیب و میزان آسیب در این مدل‌ها است. بنابراین، متغیرهای تصمیم، همان ضرایب اعمال شده به مدول الاستیسیته هستند که در فرآیند بهینه‌سازی برای یافتن بهترین محل و شدت آسیب به‌طور دقیق مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. تابع هدف این تحقیق به‌طور دقیق بر اساس ترکیب انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی طراحی شده است. این ترکیب به‌عنوان معیارهای اصلی در فرآیند بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند تا دقت در تشخیص محل آسیب و میزان آسیب به‌طور مؤثر بهینه شود. بهینه‌سازی این تابع هدف به دنبال دستیابی به بهترین تشخیص آسیب بر اساس تغییرات در انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی است که به‌طور غیرمستقیم توسط ضرایب آسیب تعیین می‌شوند. برای جستجوی فضای بهینه و دستیابی به بهترین ضرایب آسیب، سه الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری از جمله الگوریتم بهینه‌سازی تعادلی، الگوریتم گرگ خاکستری و الگوریتم وال استفاده شده است. این الگوریتم‌ها به‌ویژه برای مسائل غیرخطی و پیچیده بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند و توانایی جستجوی فضای پارامترهای بهینه را در شرایط پیچیده و غیرقطعی دارا هستند. به‌طور خاص، این الگوریتم‌ها به دنبال بهینه‌سازی ضرایب آسیب هستند که بیشترین دقت را در تشخیص محل و میزان آسیب به دست آورند. تابع هدف در این مدل به‌طور واضح وابسته به متغیرهای تصمیم است. تغییرات در ضرایب اعمال شده به مدول الاستیسیته در هر المان باعث تغییرات در انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی می‌شود که در نهایت منجر به تغییرات در مقدار تابع هدف می‌شود. این وابستگی به‌طور مؤثری در فرآیند بهینه‌سازی لحاظ شده است، به‌طوری که هدف اصلی بهینه‌سازی، تعیین ضرایب آسیب به‌گونه‌ای است که بهترین دقت در تشخیص آسیب حاصل شود.

تابع هدف پیشنهادی: تابع هدف مبتنی بر ترکیب انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی

انرژی کرنشی مودال^۱ به صورت رابطه (۱۳) بیان می‌شود.

^۱ Modal strain energy

$$v_i^{t+1} = v_i^t + a_i^t \Delta t$$

$$a_i^t = -\frac{\partial E}{\partial x_i}$$

در رابطه (۱۶)، MSE_m^j و MSE_d^j به ترتیب بیانگر ستون j ام از

ماتریس انرژی کرنشی مودال سازه آسیب دیده حقیقی و مدل تحلیلی هستند. در نهایت تابع هدف پیشنهادی به صورت رابطه (۱۷) بیان می‌شوند.

$$OF = F_1 + F_2 \quad (17)$$

۴- بهینه سازی^۱

به طور کلی، یک مساله بهینه سازی به صورت زیر تعریف می‌شود [۳۰]:

$$\text{Minimize } f_i(x), x \in R^n, (i = 1, 2, \dots, M) \quad (18)$$

شامل قیود برابری:

$$h_j(x) = 0, (j = 1, 2, \dots, J) \quad (19)$$

و قیود نامساوی:

$$g_k(x) \leq 0, (k = 1, 2, \dots, K) \quad (20)$$

x بردار متغیرهای مساله است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (21)$$

تابع هدف $f_i(x)$ با پیدا نمودن بهترین ترکیب از متغیرهای مساله x کمینه یا بیشینه می‌گردد.

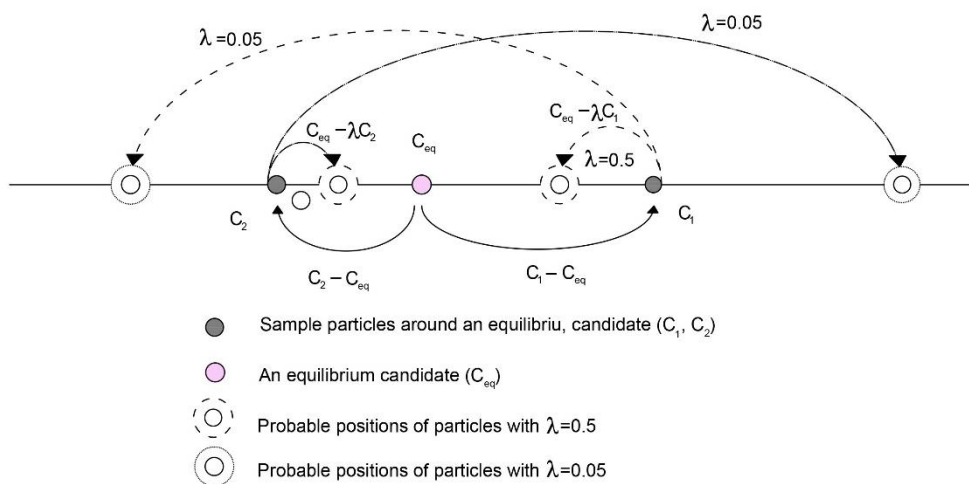
الگوریتم بهینه سازی تعادلی (EO^۲)

یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر فیزیک جدید به نام بهینه‌ساز تعادلی ارائه شده است که از معادله تعادل جرم عمومی برای حجم کنترل الهام گرفته شده است. طراحی الگوریتم شامل مکانیزم‌های جستجوی اکتشافی و بهره‌برداری بالا برای تغییر تصادفی راه‌حل‌ها می‌باشد. مراحل کلی این الگوریتم به طور خلاصه در روابط (۲۱ تا ۲۳) توضیح داده شده‌اند که به ترتیب شامل موقعیت جدید ذره i ، سرعت جدید ذره i و معیار تعادل برای ذره i می‌باشند. در شکل ۲، به‌روزرسانی غلظت در اکتشاف و بهره‌برداری نمایش داده شده و در شکل ۳، همکاری کاندیداهای تعادل در به‌روزرسانی غلظت ذرات (C_1 و C_2 ، نمونه ذرات حول یک کاندید تعادل و C_{eq} ، کاندید تعادل و $\lambda = 0.05$ و $\lambda = 0.05$ موقعیت‌های ذرات) به تصویر کشیده شده است. این شکل‌ها به طور مفهومی همکاری همه کاندیداهای تعادلی روی یک ذره نمونه و چگونگی تأثیر آن‌ها بر به‌روزرسانی غلظت را نمایش می‌دهند [۳۱].

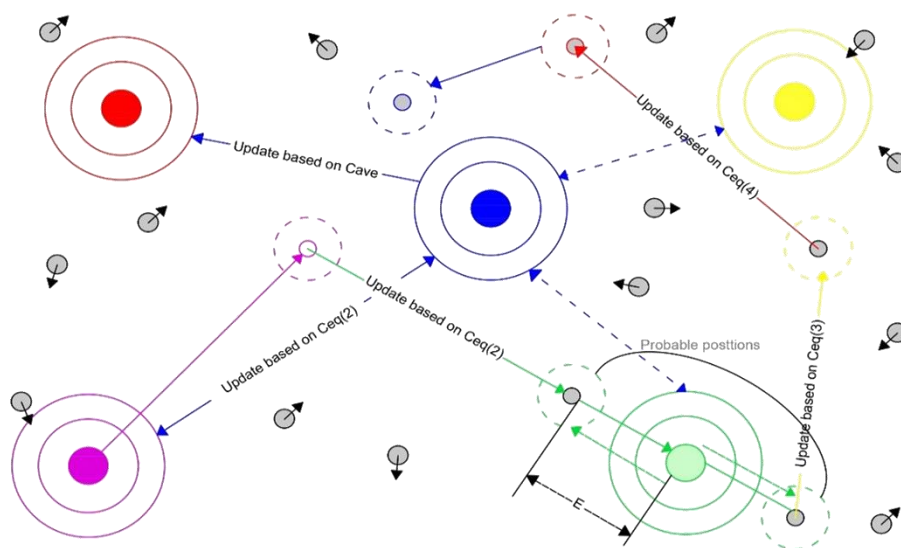
$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^t \Delta t \quad (22)$$

^۱ Optimization

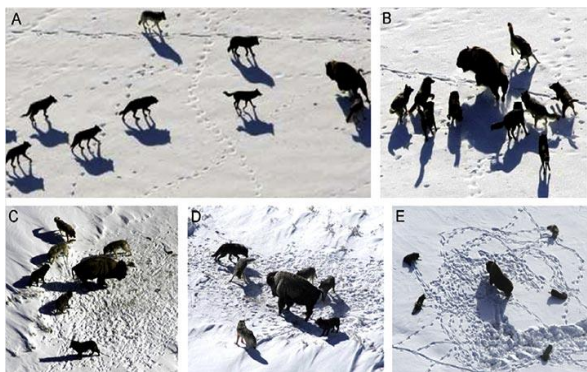
^۲ Equilibrium Optimizer



شکل ۲- ارائه از کمک به روزرسانی غلظت در اکتشاف و بهره برداری [۲۵].



شکل ۳- همکاری نامزدهای تعادل در به روزرسانی غلظت ذرات [۲۵].



شکل ۴- رفتار شکار گرگ‌های خاکستری (A): پیگیری، نزدیک شدن و رصد طعمه (B-D): پیگیری، اذیت و محاصره (E) موضع‌گیری و حمله [۲۶].

الگوریتم بهینه‌سازی وال WOA^۴

الگوریتم وال یکی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر طبیعت است که می‌تواند در زمینه‌های گوناگون مورد استفاده قرار گیرد. نکته جذاب درباره نهنگ‌های گوژپشت روش منحصر به فرد شکار آنهاست. این رفتار جستجوگرانه با عنوان روش تغذیه حباب تور شناخته می‌شود و در شکل ۵ به تصویر کشیده شده است. نهنگ‌های گوژپشت تمایل دارند گروه‌هایی از کرپل‌ها یا ماهی‌های کوچک را نزدیک به سطح آب شکار کنند. مراحل این الگوریتم شامل شکار محاصره‌ای، فاز بهره‌برداری (حمله با روش حباب تور)، و مرحله اکتشاف (جستجوی طعمه) است که روابط این الگوریتم به صورت خلاصه به شرح زیر می‌باشد [۳۳].

به‌روزرسانی موقعیت‌ها براساس حرکت مارپیچی:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) + \vec{D}.e^{bl} + \cos(2\pi l) \quad (۲۹)$$

که در آن:

$\vec{X}^*(t)$ بهترین موقعیت کنونی (موقعیت شکار) است.

$\vec{D} = |\vec{X}(t) - \vec{X}^*(t)|$ فاصله بین نهنگ و شکار است.

b یک ثابت است که شکل مارپیچ را تعریف می‌کند.

l یک عدد تصادفی در بازه $[-1, 1]$ است

به‌روزرسانی موقعیت‌ها براساس محاصره شکار:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A}.\vec{D} \quad (۳۰)$$

که در آن:

\vec{C}, \vec{A} بردارهای ضریب هستند:

الگوریتم گرگ خاکستری (GWO^۱)

این الگوریتم از رفتار شکار گرگ خاکستری در طبیعت الگو برداری می‌کند که در شکل ۴ نشان داده شده است. در هر گله از گرگ‌ها، چهار رتبه وجود دارد alpha به عنوان رهبر گروه، beta به عنوان دستیاران delta، alpha که پایین‌تر از گرگ‌های beta و شامل گرگ‌های پیر هستند و omega که پایین‌ترین مرتبه را دارند. این الگوریتم، مشابه الگوریتم‌های PSO^۲ و ACO^۳ جزو الگوریتم‌های هوش جمعی به شمار می‌رود و برای تعیین موقعیت گرگ‌ها در فضای حل مسئله تنها از یک عملگر ترکیبی استفاده می‌کند. روابط به صورت خلاصه به شرح زیر است [۳۲].

محاسبه بعد فاصله و موقعیت جدید

$$\vec{D} = |\vec{C}.\vec{X}_p - \vec{X}(t)| \quad \text{گرگ‌ها:} \quad (۲۵)$$

بردارهای ضریب:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A}.\vec{D} \quad (۲۶)$$

به‌روزرسانی موقعیت بر اساس سه گرگ برتر (δ, β, α) :

$$\begin{aligned} \vec{D}_\alpha &= |\vec{C}_1.\vec{X}_\alpha - \vec{X}| \\ \vec{D}_\beta &= |\vec{C}_2.\vec{X}_\beta - \vec{X}| \\ \vec{D}_\delta &= |\vec{C}_3.\vec{X}_\delta - \vec{X}| \\ \vec{X}_1 &= \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1.\vec{D}_\alpha \\ \vec{X}_2 &= \vec{X}_\beta - \vec{A}_2.\vec{D}_\beta \\ \vec{X}_3 &= \vec{X}_\delta - \vec{A}_3.\vec{D}_\delta \end{aligned} \quad (۲۷)$$

محاسبه موقعیت نهایی گرگ‌ها:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_3 + \vec{X}_2 + \vec{X}_1}{3} \quad (۲۸)$$

^۱ Grey Wolf Optimizer

^۲ Particle Swarm Optimization

^۳ Ant Colony Optimization

^۴ Whale Optimization Algorithm

مقادیر انتخاب شده برای تعداد تکرارها بر اساس یافته‌های مطالعات قبلی در زمینه تشخیص آسیب‌های سازه‌ای بر روی سازه‌های مرجع تعیین شده‌اند. در تحقیقات مربوط به شناسایی آسیب با استفاده از به‌روزرسانی مدل المان محدود، معمولاً از مقادیر تکرار بین ۳۰۰ تا ۱۰۰۰ به عنوان محدودیت تکرار استفاده می‌شود که به پیچیدگی مدل بستگی دارد مدلهایی با اندازه بهینه‌سازی کمتر معمولاً به تکرارهای کمتری برای همگرایی پایدار نیاز دارند، در حالی که مدل‌های پیچیده‌تر از افزایش تعداد تکرارهای حداکثری بهره می‌برند. در مطالعه ما، این مقادیر رویکردی متوازن را فراهم کردند که امکان همگرایی قابل اعتماد و دقت در راه‌حل‌ها را با صرف هزینه محاسباتی کمتر فراهم کرد. به‌طور کلی، اندازه جمعیت باید به گونه‌ای انتخاب شود که جستجوی کامل در فضای بهینه‌سازی را تضمین کند تا تنوع و کیفیت راه‌حل‌ها حفظ شود. اگرچه قانون مشخصی برای ارتباط تعداد جمعیت با تعداد پارامترهای بهینه‌سازی وجود ندارد، توصیه می‌شود تعداد جمعیت بیشتر از تعداد پارامترهای بهینه‌سازی باشد تا از گیر افتادن در بهینه‌های محلی جلوگیری شود. تعداد مناسب جمعیت معمولاً از طریق آزمون و خطا و با توجه به قضاوت مهندسی در ارتباط با ماهیت تصادفی الگوریتم‌های بهینه‌سازی متاهوریستیک انتخاب می‌شود. علاوه بر این، یک اصل رایج در الگوریتم‌های بهینه‌سازی این است که با افزایش تعداد متغیرها برای مسائل پیچیده‌تر، تعداد جمعیت نیز باید افزایش یابد تا از همگرایی زودرس جلوگیری شود و فضای جستجوی با ابعاد بالاتر به‌طور کافی بررسی شود. در مطالعه ما، برای تیر ۶ متری و قاب برشی ۱۲ طبقه، آزمایش‌های تجربی با اندازه‌های جمعیتی ۳۰، ۴۰ و ۵۰ نشان داد که ۵۰ بهترین همگرایی را فراهم می‌کند. تنوع مناسب راه‌حل‌ها و عملکرد بهینه در فضای جستجوی پیچیده را تضمین کرد.

الگوی اول و دوم برای مقایسه انتخاب شد، زیرا با افزایش تعداد عناصر آسیب‌دیده، فرآیند شناسایی آسیب برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای یافتن المان‌های آسیب‌دیده صحیح چالش‌برانگیزتر می‌شود. الگوی دوم، آزمون بدترین حالت را شبیه‌سازی می‌کند و به ما امکان می‌دهد عملکرد الگوریتم‌ها را از نظر دقت و سرعت هم‌گرایی ارزیابی کنیم. با مقایسه آن‌ها در این الگو، می‌توانیم مطمئن‌ترین الگوریتم را برای مقابله با المان‌های آسیب‌دیده متعدد در کاربردهای واقعی شناسایی کنیم.

تیر دو دهانه ۶ متری

تیر دو دهانه به طول ۶ متر به ۲۱ گره با طول‌های یکسان تقسیم شده است که شماتیک این مدل در شکل ۶ نشان داده شده است. در جداول ۱ و ۲ به ترتیب مشخصات مقاطع و مصالح به‌کار رفته برای مدل‌سازی و

$$\vec{A} = 2 \cdot \vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (31)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot r_2$$

که در آن:

\vec{a} یک بردار کاهش خطی است که از ۲ به ۰ کاهش می‌یابد.

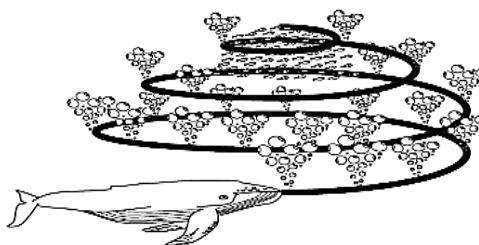
\vec{r}_1, \vec{r}_2 بردارهای تصادفی بین ۰ و ۱ هستند.

جستجوی شکار:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (32)$$

که در آن:

\vec{X}_{rand} موقعیت یک نهنگ تصادفی است.



شکل ۵: رفتار تغذیه حباب دار نهنگ‌های گوژپشت [۲۷].

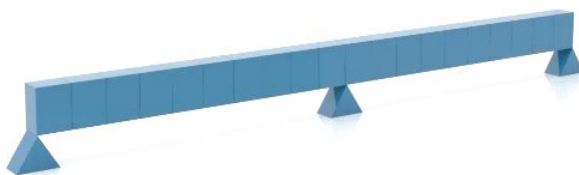
۵- مثال‌های به‌کار رفته

در این بخش، استحکام و کاربرد روش پیشنهادی با استفاده از دو سازه عددی شامل یک تیر ۶ متری و یک قاب برشی ۱۲ طبقه ارزیابی می‌شود. برای هر دو مثال، الگوهای آسیب دو گانه و چندگانه بدون نویز با نویز تعریف می‌شوند.

علاوه بر این، با توجه به ویژگی تصادفی الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری، هر الگوی آسیب ده بار به‌طور مستقل اجرا شد تا مقادیر متوسط برای نتایج شناسایی آسیب استخراج شود. همانطور که قبلاً ذکر شد، الگوهای آسیب با اعمال یک ضریب کاهش در مدول الاستیسیته المان‌های آسیب‌دیده شبیه‌سازی شده‌اند که در نتیجه بر ماتریس سختی آنها تأثیر می‌گذارد. لازم به ذکر است که شناسایی آسیب برای هر دو نمونه بر اساس این فرض انجام می‌شود که رفتار سازه قبل و بعد از وقوع آسیب خطی باقی می‌ماند. علاوه بر این، عملکرد الگوریتم‌های EO با الگوریتم‌های GWO و WOA از نظر دقت نتایج تشخیص آسیب و رفتار همگرایی آنها مقایسه شده است. لازم به ذکر است که تعداد تکرارها برای تیر ۶ متری و قاب برشی ۱۲ طبقه ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است تا همه الگوریتم‌ها مقایسه معناداری داشته باشند.

انتخاب شده، که در نتیجه ۲۰ پارامتر برای به‌روزرسانی وجود دارد. حداکثر تعداد تکرارها ۱۰۰۰ و جمعیت اولیه ۵۰ بوده و ۱۰ آنالیز پیاپی برای شرایط بدون نویز و با نویز (یک درصد) در هر دو سناریو انجام و میانگین‌گیری شده است. هر سه الگوریتم تعادلی، گرگ خاکستری و وال به خوبی همگرا شده و تابع هدف را بهینه کرده‌اند. نتایج در شکل‌های ۷ تا ۱۱ و جدول ۳ ارائه شده است.

سناریوهای آسیب در سازه قابل مشاهده هستند. برای هر گره دو درجه آزادی در نظر گرفته شده است. مدل مذکور با استفاده از نرم‌افزار متلب کدنویسی شده و ویژگی‌های آن اعمال شده‌اند. سپس، نتایج به‌دست‌آمده با الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورد بررسی و بهینه‌سازی قرار گرفته‌اند. آسیب به صورت کاهش در مدول الاستیسیته در سازه اعمال شده است. مدل اجزاء محدود تیر سالم باید برای تطابق با پارامترهای تیر آسیب‌دیده به‌روزرسانی شود. مدول الاستیسیته هر عضو به عنوان پارامتر به‌روزرسانی



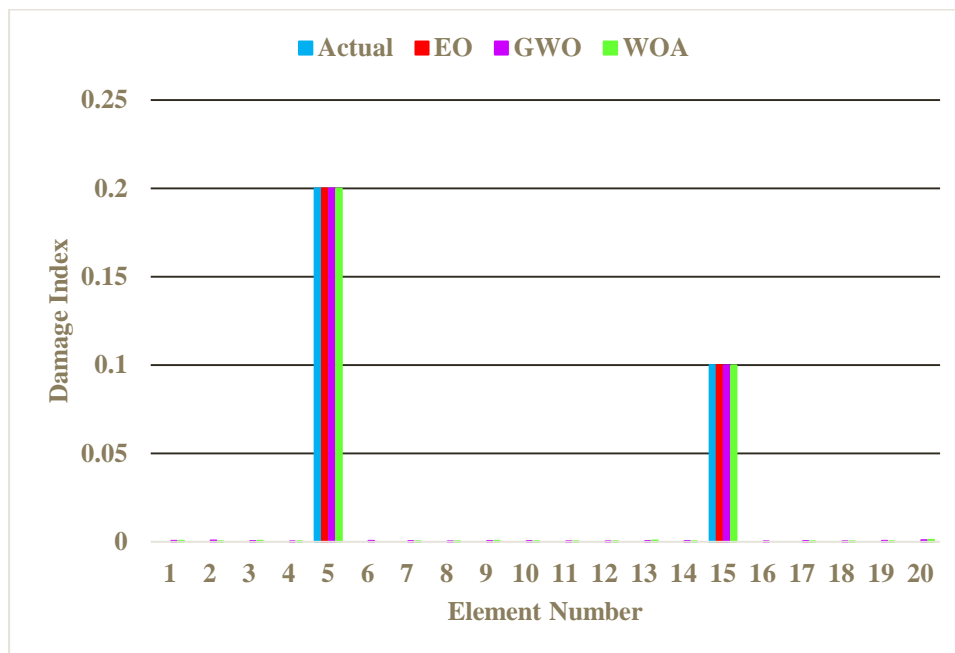
شکل ۶- تیر دو بعدی دو دهانه

جدول ۱) مشخصات مقاطع و مصالح

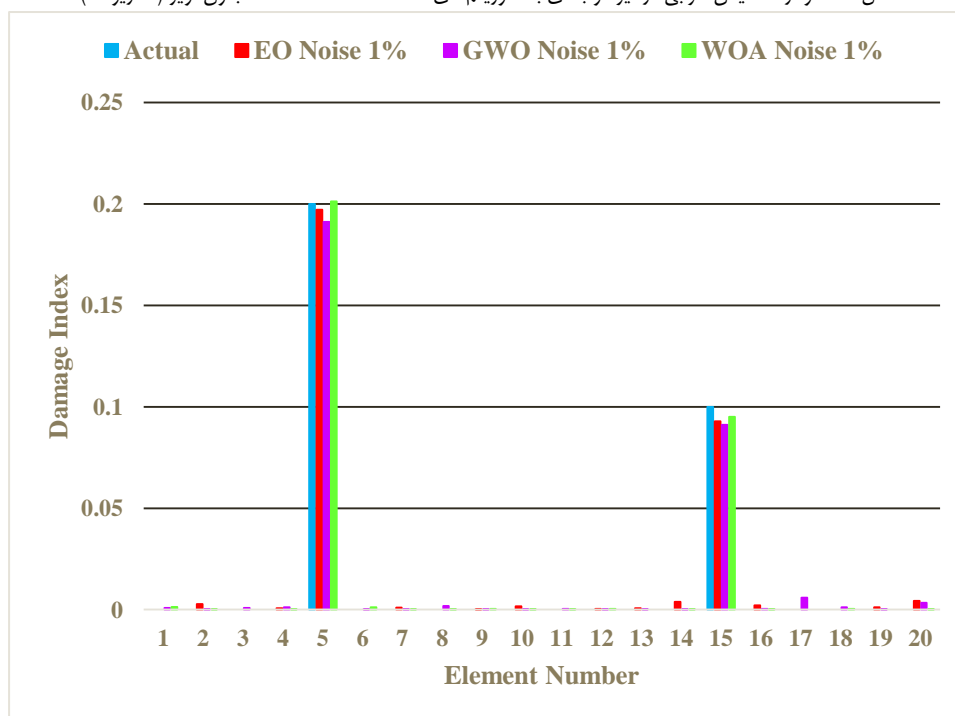
المان	مدول الاستیسیته (Pa)	ممان اینرسی (m^4)	سطح مقطع (m^2)	چگالی فولاد (kg/m^3)
تیر	$2,1 \times 10^{11}$	۰,۰۰۰۰۰۴۲۱	۰,۰۲۲۵	۷۸۶۰

جدول ۲) سناریوهای آسیب ایجاد شده در تیر دو بعدی دو دهانه

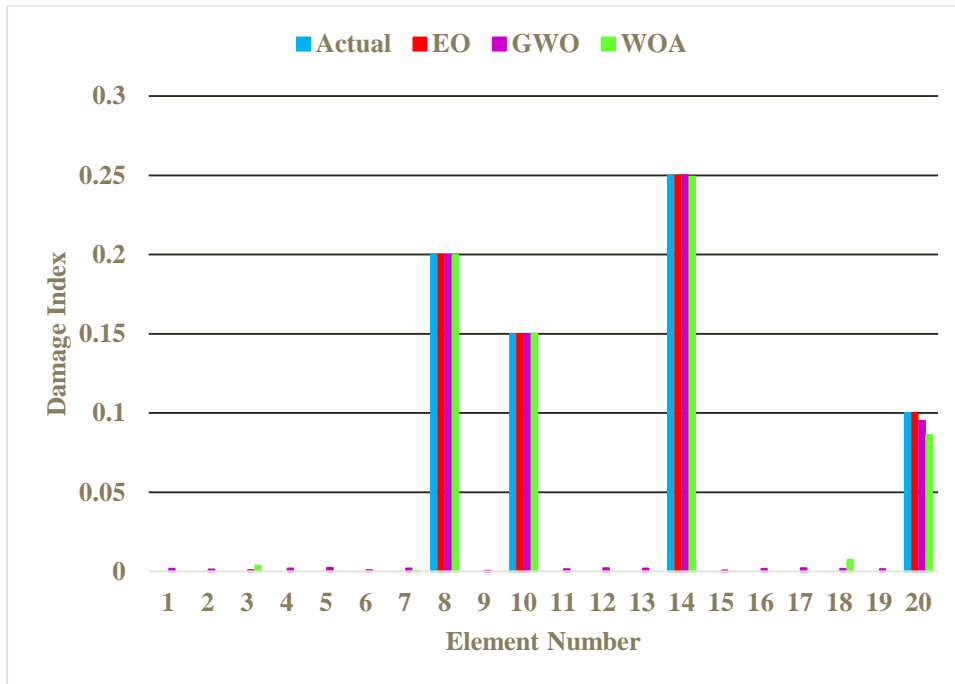
سناریو	مشخصات	محل و مقدار آسیب
A	دو آسیب بر روی تیر	۵ (۲۰٪) & ۱۵ (۱۰٪)
B	چندین آسیب بر روی تیر	۸ (۲۰٪) & ۱۰ (۱۵٪) & ۱۴ (۲۵٪) & ۲۰ (۱۰٪)



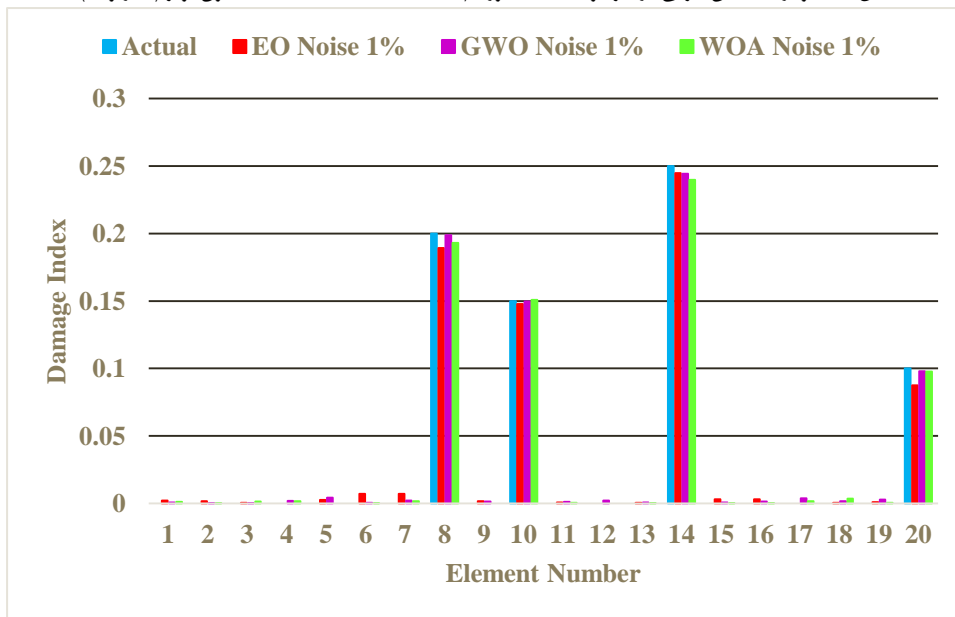
شکل ۷- نمودار تشخیص خرابی در تیر دو بعدی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA بدون نویز (سناریو A)



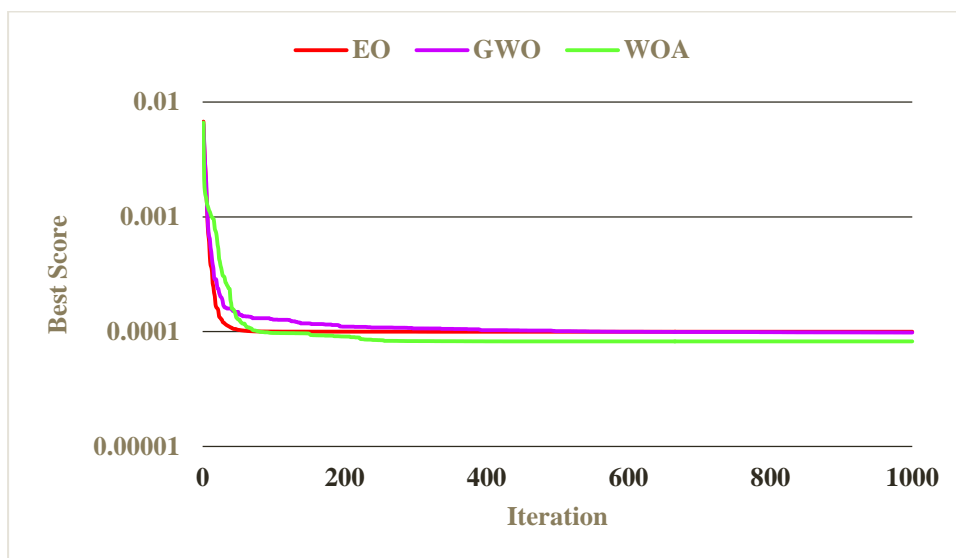
شکل ۸- نمودار تشخیص خرابی در تیر دو بعدی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA با نویز (سناریو A)



شکل ۹- نمودار تشخیص خرابی در تیر دو بعدی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA بدون نویز (سناریو B)



شکل ۱۰- نمودار تشخیص خرابی در تیر دو بعدی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA با نویز (سناریو B)



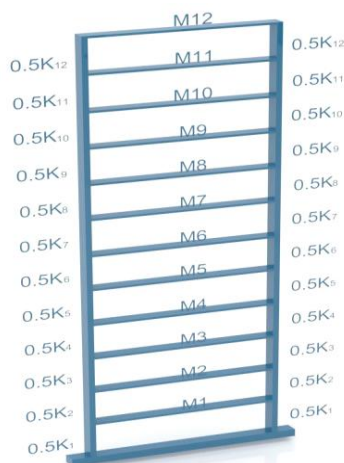
شکل ۱۱- نمودار همگرایی تشخیص خرابی در تیر دو بعدی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA با نویز (سناریو B) جدول ۳- نتایج آماری الگوریتم‌های EO، GWO و WOA برای سناریوی آسیب A و B در تیر دو بعدی

Scenario	Noise level	Actual location	Damage percentage	EO Algorithm	S.D	GWO Algorithm	S.D	WOA Algorithm	S.D
A	0%	5	20	20	$4.44E-13$	19.99	0.00016	19.98	0.00053
		15	10	10	$5.1E-13$	9.99	0.000116	9.992	0.000325
	1%	5	20	19.72	0.004	19.11	0.05699	20.11	0.0071
		15	10	9.29	0.0059	9.11	0.15846	9.506	0.0067
B	0%	8	20	20	$8.82E-13$	19.98	$4.93E-04$	19.96	0.0001
		10	15	15	$1.05E-12$	14.98	$9.13E-04$	15.011	0.0008
		14	25	25	$2.30E-12$	25.01	$9.9E-04$	24.904	0.0085
		20	10	10	$4.20E-12$	9.49	$4E-03$	8.609	0.0085
	1%	8	20	18.9	0.0041	19.86	0.0079	19.31	0.001
		10	15	14.8	0.0044	14.96	0.0018	15.07	0.00621
		14	25	24.5	0.0058	24.42	0.0036	23.98	0.00467
		20	20	18.76	0.0164	9.79	0.00116	9.78	0.00608

قاب برشی دوازده ۱۲ طبقه که در شکل ۱۲ نشان داده شده است دارای مشخصات سازه‌ای در جدول ۴ نشان داده شده است، دارای سناریو آسیب دوگانه و چندگانه می‌باشد که در سناریو دوگانه المان‌های ۱۰ و ۲ به ترتیب به مقدار ۲۰ و ۲۵ درصد آسیب دیده‌اند و در سناریو چندگانه المان‌های ۴، ۶، ۸ و ۱۲ به ترتیب به مقدار ۲۵، ۱۰، ۳۰ و ۱۵ درصد آسیب دیده‌اند که آسیب به صورت کاهش در مدول الاستیسیته سازه در جدول ۵ ارائه شده است، کدنویسی در نرم افزار متلب با حداکثر تکرار ۱۰۰۰ و جمعیت اولیه ۵۰ و با ۱۰ آنالیز پیاپی برای بدون نویز و با نویز (۱ درصد) در هر دو سناریو انجام و میانگین‌گیری شده است، که نتایج آن در نمودارهای شکل‌های ۱۳ تا ۱۷ و جدول ۶ نشان داده شده است، که هر سه الگوریتم به خوبی همگرا شده و تابع هدف را به خوبی بهینه کرده‌اند.

نمودارهای ۷ تا ۱۱ و جدول ۳، نمایانگر میزان عملکرد و کارایی تابع هدف و الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشند. در سناریوهای آسیب ایجاد شده، مکان و شدت آسیب در عضوهای مختلف با توجه به نمودارهای فوق به درستی تشخیص داده شده‌اند. این تحلیل‌ها با استفاده از سه الگوریتم بهینه‌سازی، تعادل، گرگ خاکستری و وال، انجام گرفته است. در هر یک از سناریوها، الگوریتم‌های مذکور به بهینه‌سازی تابع هدف پرداخته‌اند که نتایج نشان دهنده کارایی و توانایی هر الگوریتم در تحقق بهینه‌سازی می‌باشند. اطلاعاتی که از این تحلیل‌ها به دست آمده، می‌تواند به طراحان و مهندسان در ارتقاء تشخیص آسیب در سازه‌ها کمک کند.

قاب برشی ۱۲ طبقه



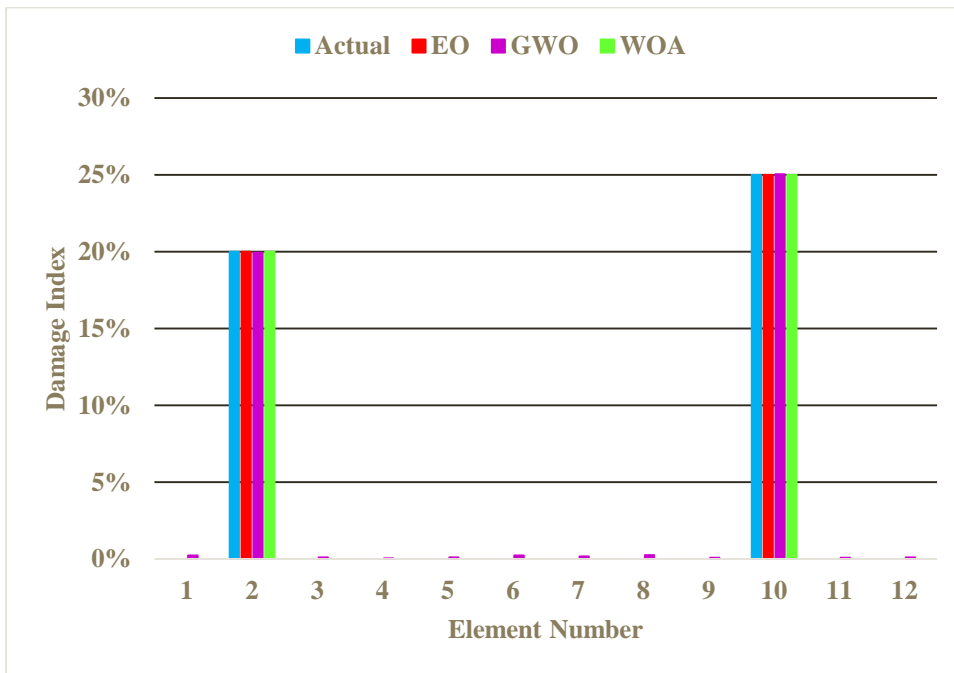
شکل ۱۲- قاب برشی ۱۲ طبقه

جدول ۵) مشخصات مقاطع و مصالح در قاب برشی ۱۲ طبقه

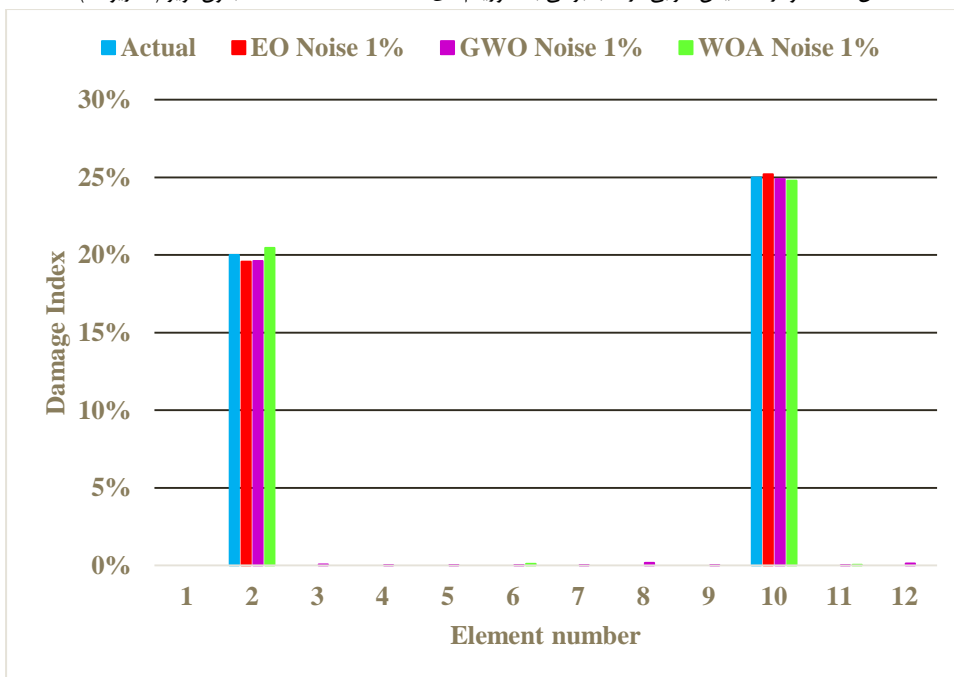
Storys number	Stiffness) $\frac{N}{m}$ (Mass) kg (
First to fourth storys	۵۰۰۰	۵۰۰
Fifth to eighth storys	۴۵۰۰	۴۰۰
ninth to twelfth storys	۴۰۰۰	۳۰۰

جدول ۶) مشخصات مقاطع و مصالح

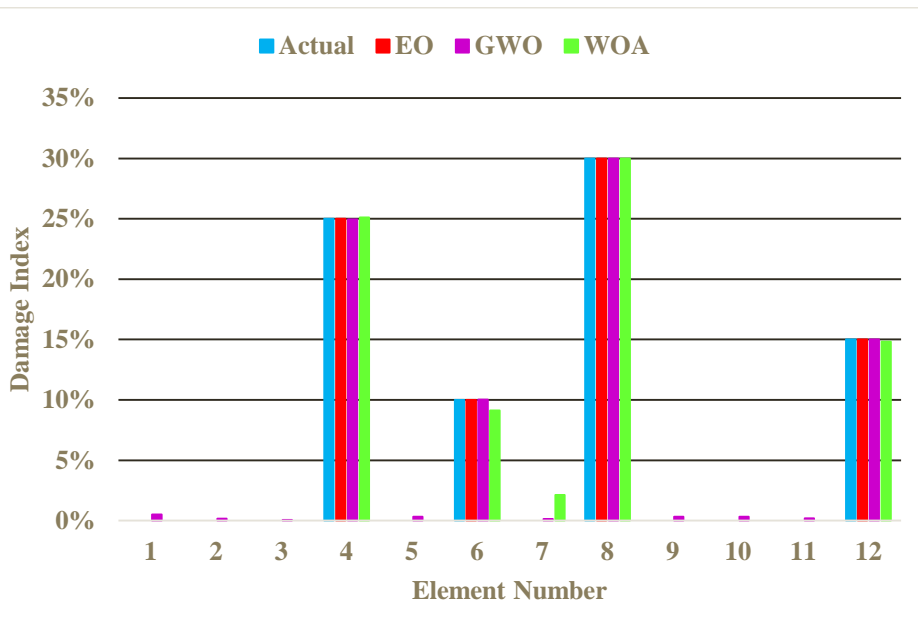
سناریو	مشخصات	محل و مقدار آسیب
A	دو آسیب بر روی قاب	۲ (۲۰٪) & ۱۰ (۲۵٪)
B	چندین آسیب بر روی قاب	۴ (۲۵٪) & ۶ (۱۰٪) & ۸ (۳۰٪) & ۱۲ (۱۵٪)



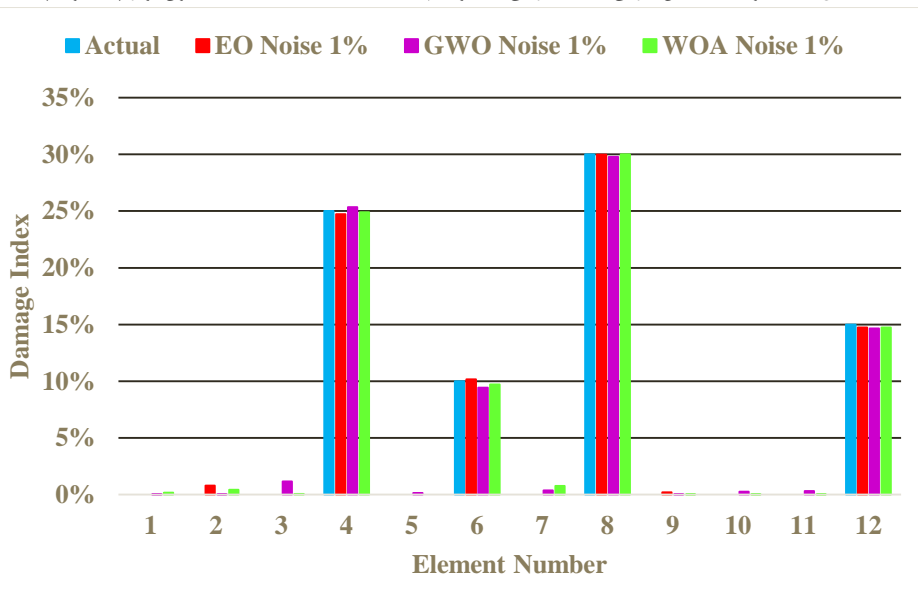
شکل ۱۳- نمودار تشخیص خرابی در قاب برشی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA بدون نویز (سناریو A)



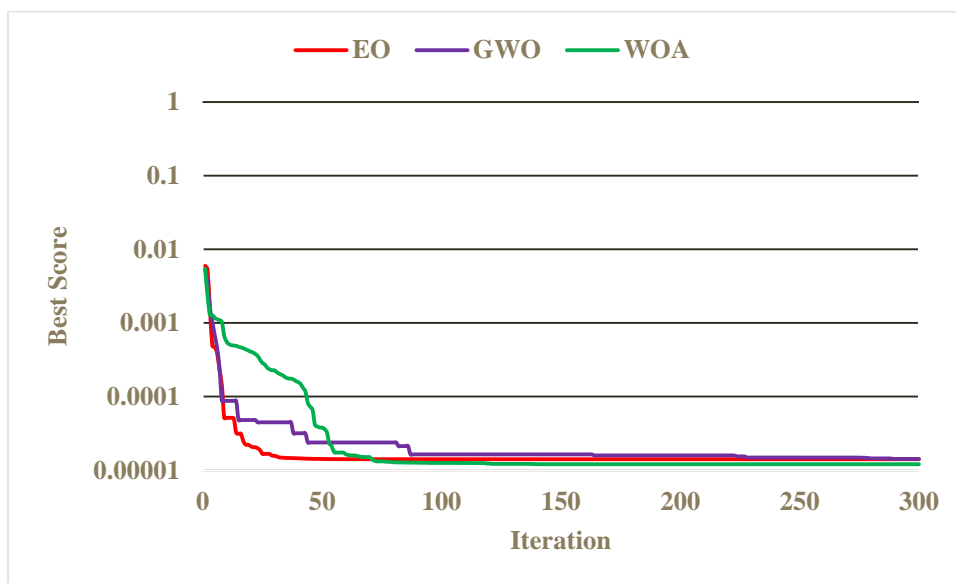
شکل ۱۴- نمودار تشخیص خرابی در قاب برشی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA با نویز (سناریو A)



شکل ۱۵- نمودار تشخیص خرابی در قاب برشی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA بدون نویز (سناریو B)



شکل ۱۶- نمودار تشخیص خرابی در قاب برشی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA با نویز (سناریو B)



شکل ۱۷- نمودار همگرایی تشخیص خرابی در قاب برشی با الگوریتم‌های EO-GWO-WOA با نویز (سناریو B) جدول ۶- نتایج آماری الگوریتم‌های EO، GWO و WOA برای سناریوی آسیب A و B در قاب برشی

Scenario	Noise level	Actual location	Damage percentage	EO Algorithm	S.D	GWO Algorithm	S.D	WOA Algorithm	S.D
A	0%	2	20	20	0.000085	19.94	0.0014	19.99	0.00001
		10	25	25	0.000078	25.03	0.0018	25	0.00002
	1%	2	20	19.57	0.000082	19.6	0.0001	20.45	0.00001
		10	25	25.18	0.000028	24.89	0.0005	24.79	0.00005
B	0%	4	25	25	0.000001	24.96	0.000025	25.09	0.00001
		6	10	10	0.000082	10.02	0.000011	9.12	0.00004
		8	30	30	0.000085	30	0.000001	30	0.00001
	1%	12	15	15	0.000011	15	0.0000001	14.81	0.00001
		4	25	24.72	0.00001	25.4	0.00001	24.88	0.000055
		6	10	10.17	0.00004	9.44	0.000055	9.71	0.000058
		8	30	29.99	0.000001	29.8	0.000058	30	0.000011
		12	15	14.74	0.000001	14.6	0.0000001	14.73	0.000085

این، تعداد و میزان تشخیص‌های نادرست به‌دست‌آمده توسط EO کمتر از GWO و WOA می‌باشد.

- با توجه به بررسی‌های انجام‌شده، مشخص شد که الگوریتم تعادلی از همگرایی و دقت بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها برخوردار است. این ویژگی‌ها نشان‌دهنده عملکرد مناسب و قابلیت اطمینان این الگوریتم در حل مسائل مختلف هستند. بنابراین، پیشنهاد می‌شود که از این الگوریتم در کاربردهای مرتبط برای دستیابی به نتایج بهینه استفاده شود.

در شکل‌های ۱۳ تا ۱۷ و جدول ۶ نمودارها و اطلاعات مرتبط نشان می‌دهند که تابع هدف پیشنهادی با استفاده از الگوریتم‌های EO، GWO و WOA، تنها با مقدار جمعیت ۵۰ و تعداد تکرار ۳۰۰، عملکرد قابل‌برشی ۱۲ طبقه را با دقت و کارایی بالا شناسایی می‌کند. این نتایج نشان‌دهنده توانایی بالای تابع هدف در شرایط بدون نویز و با نویز می‌باشد که عملکرد هر سه الگوریتم برای تشخیص مکان و شدت آسیب عالی می‌باشد. همان‌طور که از هر دو مثال می‌توان نتیجه گرفت، الگوریتم EO در حالت بدون نویز و با نویز کمترین مقادیر تابع هدف را در مقایسه با GWO و WOA ارائه می‌دهد. برای بهبود نرخ همگرایی آن، چندین تکنیک می‌تواند در مطالعات آینده به کار گرفته شود. یکی از روش‌هایی که می‌تواند سرعت همگرایی را افزایش دهد، تنظیم تطبیقی پارامترهاست. با استفاده از این تکنیک، پارامترهای کنترل EO مانند عوامل تعادل بین جستجو و بهره‌برداری و یا عناصر مجموعه تعادل می‌توانند به صورت پویا و بر اساس روندهای همگرایی به‌دست‌آمده تنظیم شوند، به‌جای اینکه به‌صورت ثابت باقی بمانند. این الگوریتم می‌تواند با استفاده از این تکنیک بر روی مناطق امیدوارکننده راه‌حل متمرکز شود. ترکیب EO با یک تکنیک جستجوی محلی یا سایر الگوریتم‌های متاهوریستیک نیز روش بالقوه دیگری برای بهبود سرعت همگرایی EO راه‌حل است.

بحث و نتیجه‌گیری:

امروزه با گسترش سازه‌های مختلف، پایش سلامت سازه‌ها نقش مهمی را در جلوگیری از حوادث ناشی از خرابی سازه‌ها دارد. از این رو در این مقاله روش به‌روزرسانی مدل اجزاء محدود به عنوان یکی از محبوب‌ترین روش‌های تشخیص آسیب بررسی شد، تشخیص آسیب از دو جنبه شناسایی موقعیت هندسی آسیب و ارزیابی مقدار آسیب مورد بررسی قرار گرفته است. در این مقاله دو مثال عددی تیر دو بعدی ۲۰ عضوی و قاب برشی ۱۲ طبقه مدل‌سازی شد و برای هر مثال دو سناریو آسیب که شامل دو آسیب و ۴ آسیب تعیین شد که مهم‌ترین نتایج به شرح زیر می‌باشد.

- از روش به‌روزرسانی مدل برای تشخیص آسیب در سازه‌ها استفاده شده است.
- تابع هدف پیشنهادی ارائه شده بر اساس انرژی کرنشی مودال و فرکانس‌های طبیعی می‌باشد که عملکرد بالایی در تشخیص مکان و شدت آسیب در بدون نویز و با نویز می‌باشد و از این رو استفاده از این تابع هدف پیشنهاد می‌شود.
- تمامی الگوریتم‌های بهینه‌یابی استفاده شده، قدرت بالایی در تشخیص آسیب در سازه‌ها دارند.
- برای تیر و قاب برشی، تقریباً همه الگوریتم‌ها برای هر دو الگو و بدون نویز و با نویز عملکرد یکسانی دارند، با این حال، برتری الگوریتم EO قابل مشاهده است. علاوه بر



منابع:

- [۱۵] Doebling, S.W., et al., *Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review*. ۱۹۹۶.
- [۱۶] Carden, E.P. and P. Fanning, *Vibration based condition monitoring: a review*. Structural health monitoring, ۲۰۰۴، ۳(۴): p. ۳۵۵-۳۷۷.
- [۱۷] Ghanem, R. and M. Shinozuka, *Structural-system identification. I: Theory*. Journal of Engineering Mechanics, ۱۹۹۵، ۱۲۱(۲): p. ۲۵۵-۲۶۴.
- [۱۸] Beck, J.L. and L.S. Katafygiotis, *Updating models and their uncertainties. I: Bayesian statistical framework*. Journal of Engineering Mechanics, ۱۹۹۸، ۱۲۴(۴): p. ۴۵۵-۴۶۱.
- [۱۹] Brownjohn, J., T.-C. Pan, and X. Deng, *Correlating dynamic characteristics from field measurements and numerical analysis of a high-rise building*. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, ۲۰۰۰، ۲۹(۴): p. ۵۲۳-۵۴۳.
- [۲۰] Caetano, E., et al., *Cable-deck dynamic interactions at the International Guedria Bridge: On-site measurements and finite element modelling*. Structural Control and Health Monitoring: The Official Journal of the International Association for Structural Control and Monitoring and of the European Association for the Control of Structures, ۲۰۰۸، ۱۵(۳): p. ۲۳۷-۲۶۴.
- [۲۱] Boroschek, R.L. and F.V. Yáñez, *Experimental verification of basic analytical assumptions used in the analysis of structural wall buildings*. Engineering Structures, ۲۰۰۰، ۲۲(۶): p. ۶۵۷-۶۶۹.
- [۲۲] Gentile, C. and A. Saisi, *Ambient vibration testing of historic masonry towers for structural identification and damage assessment*. Construction and building materials, ۲۰۰۷، ۲۱(۶): p. ۱۳۱۱-۱۳۲۱.
- [۲۳] Kourehli SS. *Structural damage detection under short time load using cascade-forward network*. Journal of Rehabilitation in Civil Engineering. ۲۰۲۴ Aug ۱; ۱۲(۳): ۳۲-۴۲.
- [۲۴] Liu W, Wang S, Yin Z, Tang Z. *Structural damage detection of switch rails using deep learning*. NDT & E International. ۲۰۲۴ Oct ۱; ۱۴۷: ۱۰۳۲۰۵.
- [۲۵] di Marzo M, Tomassi A, Placidi L. *A Methodology for Structural Damage Detection Adding Masses*. Research in Nondestructive Evaluation. ۲۰۲۴ May ۳; ۳۵(۳): ۱۷۲-۹۶.
- [۲۶] Liu JL, Wang SF, Li YZ, Yu AH. *Time-varying damage detection in beam structures using variational mode decomposition and continuous wavelet transform*. Construction and Building Materials. ۲۰۲۴ Jan ۱۲; ۴۱۱: ۱۳۴۴۱۶.
- [۲۷] Bhatta S, Dang J. *Multiclass seismic damage detection of buildings using quantum convolutional neural network*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. ۲۰۲۴ Feb; ۳۹(۳): ۴۰۶-۲۳.
- [۱] Loh, C.H., L. Wu, and P. Lin, *Displacement control of isolated structures with semi-active control devices*. Journal of Structural Control, ۲۰۰۲، ۱۰(۲): p. ۷۷-۱۰۰.
- [۲] Lee, Y.-S. and M.-J. Chung, *A study on crack detection using eigenfrequency test data*. Computers & structures, ۲۰۰۰، ۷۷(۳): p. ۳۲۷-۳۴۲.
- [۳] Nikolakopoulos, P., D. Katsareas, and C. Papadopoulos, *Crack identification in frame structures*. Computers & structures, ۱۹۹۷، ۶۴(۱-۴): p. ۳۸۹-۴۰۶.
- [۴] Mishra, M., et al., *Ant lion optimisation algorithm for structural damage detection using vibration data*. Journal of Civil Structural Health Monitoring, ۲۰۱۹، ۹: p. ۱۱۷-۱۲۶.
- [۵] Guedria, N.B., *An accelerated differential evolution algorithm with new operators for multi-damage detection in plate-like structures*. Applied Mathematical Modelling, ۲۰۲۰، ۸۰: p. ۳۶۶-۳۸۳.
- [۶] Allemang, R.J. *A correlation coefficient for modal vector analysis*. in Proc. of the 1st IMAC. ۱۹۸۲.
- [۷] Arora, V., S. Singh, and T. Kundra, *Finite element model updating with damping identification*. Journal of Sound and Vibration, ۲۰۰۹، ۳۲۴(۳-۵): p. ۱۱۱۱-۱۱۲۳.
- [۸] Schlune, H., M. Plos, and K. Gylltoft, *Improved bridge evaluation through finite element model updating using static and dynamic measurements*. Engineering structures, ۲۰۰۹، ۳۱(۷): p. ۱۴۷۷-۱۴۸۵.
- [۹] Jin, S., et al., *A comprehensive change detection method for updating the National Land Cover Database to circa ۲۰۱۱*. Remote sensing of environment, ۲۰۱۳، ۱۳۲: p. ۱۵۹-۱۷۵.
- [۱۰] Zhou, Z.-J., et al., *Online updating belief rule based system for pipeline leak detection under expert intervention*. Expert Systems with Applications, ۲۰۰۹، ۳۶(۴): p. ۷۷۰۰-۷۷۰۹.
- [۱۱] Bayraktar, A., et al., *Seismic response of a historical masonry minaret using a finite element model updated with operational modal testing*. Journal of vibration and control, ۲۰۱۱، ۱۷(۱): p. ۱۲۹-۱۴۹.
- [۱۲] Bayraktar, A., et al., *Finite element model updating of Senyuva historical arch bridge using ambient vibration tests*. The Baltic Journal of Road and Bridge Engineering, ۲۰۰۹، ۴(۴): p. ۱۷۷-۱۸۵.
- [۱۳] Li, Y.a.Y.D., *Dynamic Finite Element Model Updating of Stay-cable Based on the Most Sensitive Design Variable*. Journal of Vibration and Shock ۲۰۰۹: p. ۱۴۱-۱۴۳.
- [۱۴] Steenackers, G., C. Devriendt, and P. Guillaume, *On the use of transmissibility measurements for finite element model updating*. Journal of sound and vibration, ۲۰۰۷، ۳۰۳(۳-۵): p. ۷۰۷-۷۲۲.

[۲۸] Wang C, Liu Y, Zhang X, Li X, Paramygin V, Sheng P, Zhao X, Xu S. Scalable and rapid building damage detection after hurricane Ian using causal Bayesian networks and InSAR imagery. International Journal of Disaster Risk Reduction. ۲۰۲۴ Mar ۵: ۱۰۴۳۷۱.

[۲۹] Chopra, A.K., *Dynamics of structures*. ۲۰۰۷: Pearson Education India.

[۳۰] Bekdaş, G., et al., *Optimization in civil engineering and metaheuristic algorithms: a review of state-of-the-art developments*. Computational intelligence, optimization and inverse problems with applications in engineering, ۲۰۱۹: p. ۱۱۱-۱۳۷.

[۳۱] Faramarzi, A., et al., *Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm*. Knowledge-Based Systems, ۲۰۲۰. ۱۹۱: p. ۱۰۵۱۹۰.

[۳۲] Mirjalili, S., S.M. Mirjalili, and A. Lewis, *Grey wolf optimizer*. Advances in engineering software, ۲۰۱۴. ۶۹: p. ۴۶-۶۱.

[۳۳] Mirjalili, S. and A. Lewis, *The whale optimization algorithm*. Advances in engineering software, ۲۰۱۶. ۹۵: p. ۵۱-۶۷.