

## An overview of damage and crack detection in structures using metaheuristic algorithms and artificial neural networks

Amin Ghannadiasl<sup>1</sup>, Saeedeh Ghaemifard<sup>2\*</sup>

1- Associate Professor, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

2- Ph.D. student, Civil Engineering Department, Faculty of Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

### ABSTRACT

Monitoring structural health is very important to maintain the useful life of civil structures. Many monitoring methods have been developed to provide practical tools for early warning against structural damage or any type of anomaly. Therefore, the health monitoring method of the structure is considered the main approach for the management of identification and diagnosis of damage in different areas. The need to monitor the behavior of the structure is increasing every day, but due to the development of new materials and more complex structures, this leads to the development of strong and sensitive methods for the health monitoring of the structure. Artificial intelligence is an efficient alternative approach to classical modeling methods. Solutions based on artificial intelligence are good alternatives for determining engineering design parameters when testing is not possible; Therefore, it leads to a significant saving of human time and effort in experiments. Today, machine learning has become the most successful sub-branch of artificial intelligence. Identifying damage using intelligent signal processing and optimization algorithms based on vibration criteria is one of the important things. Some recent studies on the applications of artificial neural networks for damage and crack detection have been reviewed in this paper. An attempt has been made to provide a comprehensive review of the published articles in the field of application of optimization methods and inverse methods, artificial intelligence and machine learning, and assessment of damage and cracks in various structures using artificial neural networks, with a view, especially on the studies conducted in the past decades.

### ARTICLE INFO

**Receive Date:** 07 December 2022

**Revise Date:** 28 August 2023

**Accept Date:** 09 March 2023

### Keywords:

Artificial neural networks  
Optimization  
Machine learning  
Structural health monitoring  
Crack and damage detection

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: <https://doi.org/10.22065/jsce.2023.375586.2985>

\*Corresponding author: Amin Ghannadiasl.  
Email address: aghannadiasl@uma.ac.ir

## مروری بر شناسایی آسیب و ترک در سازه‌ها با استفاده از الگوریتم‌ها و شبکه‌های

### عصبی مصنوعی

امین قنادی اصل<sup>۱\*</sup>، سعیده قائمی فرد<sup>۲</sup>

۱- دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

۲- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

### چکیده

نظارت بر آسیب‌های سازه‌ای، برای حفظ عمر مفید سازه‌های عمرانی بسیار مهم است. روش‌های نظارت بسیاری برای ارائه ابزارهای عملی برای هشدار اولیه در برابر آسیب‌های سازه‌ای یا هر نوع ناهنجاری ایجاد شده‌اند. لذا روش نظارت بر سلامت سازه، امروزه یک رویکرد اصلی برای مدیریت شناسایی و تشخیص آسیب در مناطق مختلف به شمار می‌آید. نیاز به نظارت بر رفتار سازه، هر روز در حال افزایش است، اما به دلیل توسعه مصالح جدید و سازه‌های پیچیده‌تر، این امر، منجر به توسعه روش‌های نظارت بر سلامت سازه قوی و حساس می‌شود. هوش مصنوعی، یک رویکرد جایگزین کارآمد برای روش‌های مدل‌سازی کلاسیک است. راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، جایگزین‌های خوبی برای تعیین پارامترهای طراحی مهندسی در مواقعی هستند که آزمایش امکان‌پذیر نیست؛ بنابراین منجر به صرفه‌جویی قابل توجهی در زمان و تلاش انسان در آزمایش‌ها می‌شود. امروزه، یادگیری ماشینی به موفق‌ترین زیرشاخه هوش مصنوعی تبدیل شده است. شناسایی آسیب با استفاده از پردازش سیگنال هوشمند و الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر معیارهای ارتعاش از جمله مواردی هست که حائز اهمیت می‌باشد. در این مقاله، برخی از مطالعات اخیر در زمینه کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی برای شناسایی آسیب و ترک بررسی شده است. سعی شده است تا مروری جامع بر مقالات مطرح شده در زمینه کاربرد روش‌های بهینه‌سازی و روش‌های معکوس، هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی، ارزیابی آسیب و ترک در سازه‌های مختلف با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، با نگاهی ویژه بر مطالعات انجام شده در دهه‌های گذشته، انجام شود.

کلمات کلیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی، بهینه‌سازی، یادگیری ماشینی، نظارت بر سلامت سازه، شناسایی ترک و آسیب

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	<a href="https://doi.org/10.22065/jsce.2023.375586.2985">https://doi.org/10.22065/jsce.2023.375586.2985</a>	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	<a href="https://doi.org/10.22065/jsce.2023.375586.2985">10.22065/jsce.2023.375586.2985</a>	۱۴۰۲/۰۹/۳۰	۱۴۰۱/۱۲/۱۸	۱۴۰۱/۱۲/۱۸	۱۴۰۱/۱۲/۰۶	۱۴۰۱/۰۹/۱۶
امین قنادی اصل aghannadiasl@uma.ac.ir			*نویسنده مسئول: پست الکترونیکی:			

## ۱- مقدمه

سازه‌ها و زیرساخت‌های عمرانی، جایگاه عمده‌ای در اقتصاد داشته و نقشی حیاتی در تسهیل زندگی روزمره برای جمعیت جهان دارند [۱]. از طرفی، ترک‌ها نشانه‌های اولیه تخریب هر زیرساخت عمرانی هستند که به دلایل مختلفی مانند جابه‌جایی پی سازه، انقباض و انبساط، ترکیب نامتعادل، خاک متورم، بارگذاری بیش از حد، مخاطرات طبیعی، بلایای انسانی و ... ظاهر می‌شوند. تشخیص ترک را می‌توان با جمع‌آوری دستی اطلاعات، یعنی بازرسی بصری و ارزیابی سازه توسط متخصصان انسانی یا به‌طور خودکار انجام داد [۲]. آسیب، به طور سنتی به عنوان تغییر در ویژگی‌های هندسی یا مصالح یک سیستم تعریف می‌شود که بر عملکرد، ایمنی، قابلیت اطمینان و عمر بهره‌وری آن تأثیر منفی می‌گذارد [۳، ۴]. بسته به نوع آسیب، سیستم‌ها ممکن است به صورت تدریجی یا ناگهانی از کار بیافتند [۵، ۶]. به عنوان مثال، شکست ناشی از خوردگی یا خستگی معمولاً در دوره‌های زمانی طولانی رخ می‌دهد، در حالی که زلزله و آسیب ناشی از آتش‌سوزی می‌تواند منجر به خرابی سریع گردد [۷]. از بین روش‌های تشخیص ترک، روش‌های بازرسی دستی پر زحمت، وقت‌گیر، وابسته به بازرس هستند و به راحتی آسیب‌پذیر هستند. برای غلبه بر تمام مشکلات مرتبط با ارزیابی دستی، روش‌های بازرسی خودکار راه‌حلی کارآمد ارائه می‌کنند [۸]. در این بین، آسیب‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت، باعث پیر شدن سازه‌ها و کوتاه شدن عمر طراحی می‌شود، در نتیجه فرآیند نظارت را به یک جنبه مهم برای سازه تبدیل می‌کند [۹]. پیش‌آسیب‌های سازه‌ای بر روی سازه‌ها با بازرسی چشمی (بصری) آغاز شد و با پیشرفت‌های فوق‌العاده در زمینه‌های نظارت بر سلامت سازه<sup>۱</sup> (SHM) و تشخیص آسیب سازه<sup>۲</sup> (SDD) طی زمان تکامل یافت. SHM بر اساس استفاده از شاخص قابل اعتماد و قوی ایجاد شده است که امکان شناسایی، مکان‌یابی، کمیت و در صورت امکان پیش‌بینی آسیب به سازه‌ها را فراهم می‌کند. به گفته گوپالاکریشنان و همکاران<sup>۳</sup> [۱۰]، روش SHM بستر کاملی را برای پیش‌بینی خرابی‌ها قبل از وقوع ارائه می‌دهد. برای این کار لازم است برخی از ویژگی‌های سازه مورد مطالعه ارائه شده و پارامترهای پیکربندی و تشخیص، تعیین شوند. همچنین باید نشان داده شود که نظارت به صورت جزئی یا مستمر انجام خواهد گرفت. روش SHM، پس از اثبات قابل اعتماد بودن، به تشخیص زودهنگام آسیب‌هایی که منجر به فروپاشی سازه شده‌اند، کمک می‌کند و شاخصی برای برنامه‌ریزی و اقدامات پیشگیرانه است. شناسایی آسیب باید تا حد امکان دقیق باشد تا تأثیر آسیب بر سیستم سازه را توصیف کند. در یک مفهوم گسترده، شناسایی آسیب در ۴ مرحله تشخیص وجود یا عدم وجود خرابی، تعیین موقعیت هندسی خرابی، کیفیت شدت خرابی و تخمین عمر باقیمانده طبقه‌بندی می‌شود [۱۱]. شکل ۱ زمینه‌های مختلف تشخیص آسیب در SHM را نشان می‌دهد. در واقع، SHM می‌تواند از طریق تجزیه و تحلیل خودکار داده‌های به‌دست‌آمده توسط دستگاه‌ها و حسگرهای طراحی‌شده در مکان‌های مهندسی شده در سراسر سازه، وضعیت فعلی و رفتار یک سازه را ارزیابی کند. از این رو، ناهنجاری‌ها را می‌توان به درستی شناسایی کرده و امکان ارزیابی فوری سازه پس از رویداد فاجعه و شناسایی اقدامات اصلاحی قبل از افزایش آسیب به سطوح پرهزینه‌تر یا پرخطرتر را فراهم آورد. چندین سیستم SHM در پل‌ها [۱۲]، ساختمان‌های مرتفع [۱۳]، برج‌ها [۱۴]، سدها [۱۵]، تونل‌ها [۱۶] و ... اجرا شده‌اند که منجر به دستیابی به داده‌های بزرگ شده است که به روش‌های محاسباتی قدرتمند، هوشمند و پیچیده نیاز دارد؛ در نتیجه، راه را برای استفاده از هوش مصنوعی<sup>۴</sup> (AI) در مسائل SHM باز کرده‌است. استفاده از یادگیری ماشین<sup>۵</sup> (ML) در SHM، به ویژه در سال‌های اخیر به طور قابل توجهی افزایش یافته است. به طور کلی، تکنیک‌های تشخیص آسیب مورد استفاده در SHM را می‌توان به دو گروه طبقه‌بندی کرد: روش مبتنی بر ارتعاش و روش مبتنی بر تصویر [۱۷]. روش مبتنی بر ارتعاش یک روش سنتی SHM است که در آن آسیب سازه به طور غیرمستقیم از طریق تغییر پارامترهای مدی سازه‌ها مانند فرکانس طبیعی و شکل مدی شناسایی می‌شود؛ در حالی که روش مبتنی بر تصویر در حال حاضر یکی از پیشرفته‌ترین روش‌های SHM است که به طور مستقیم تشخیص می‌دهد. شکل ۲ ساختار کلی مقاله را نشان می‌دهد.

<sup>1</sup> Structural Health Monitoring

<sup>2</sup> Structural Damage Detection

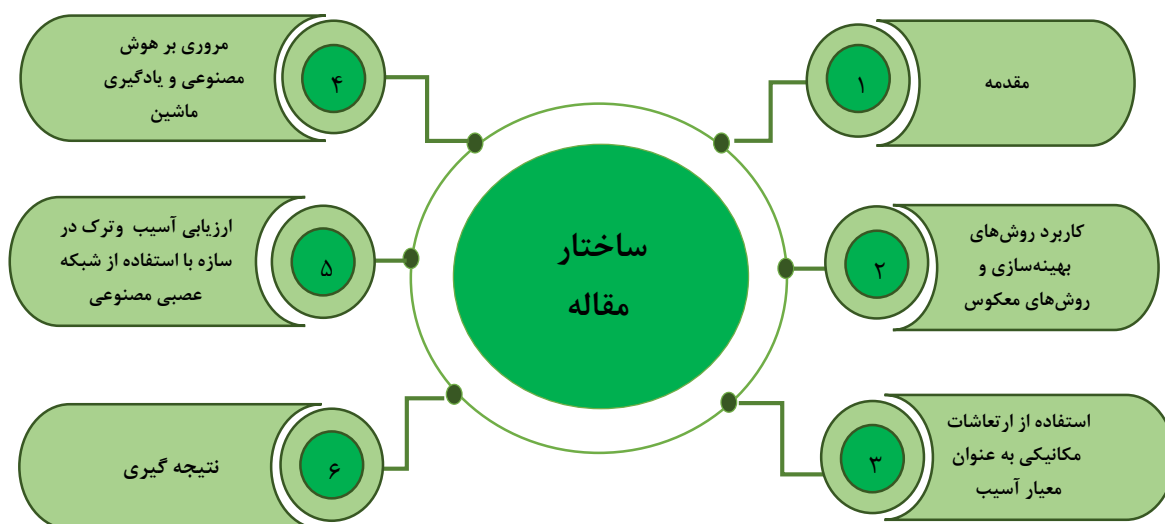
<sup>3</sup> Gopalakrishnan et al.

<sup>4</sup> Artificial Intelligence

<sup>5</sup> Machine Learning



شکل ۱: زمینه‌های مختلف تشخیص آسیب در SHM.



شکل ۲: ساختار کلی مقاله.

## ۲- استفاده از ارتعاشات مکانیکی به عنوان معیار آسیب

وجود آسیب یا زوال سازه، باعث تغییر در فرکانس‌های طبیعی سازه می‌شود. مفیدترین روش‌های آسیب‌یابی (بر اساس آزمایش‌های دینامیکی) احتمالاً آن‌هایی هستند که از تغییرات در فرکانس‌های طبیعی استفاده می‌کنند، زیرا به راحتی به دست می‌آیند و معیارهای قابل اعتمادی دارند. مقالات لیفشیتز و روت<sup>۶</sup> [۱۸] و نیز دوبلینگ و همکاران<sup>۷</sup> [۱۹]، به عنوان اولین مطالعاتی هستند که در زمینه تشخیص آسیب از طریق اندازه‌گیری ارتعاش پیشنهاد شده‌اند. در این مطالعات، تغییر در مازول‌های دینامیکی را تجزیه و تحلیل کرده‌اند

<sup>6</sup> Lifshitz and Rotem

<sup>7</sup> Doebling et al.

که به تغییر فرکانس مربوط بود. آپود سالوو<sup>۸</sup> [۲۰] تکنیکی را برای تعیین تغییرات در صلبیت سازه و موقعیت‌های آسیب از تغییرات اندازه-گیری شده در فرکانس‌های تشدید پیشنهاد کرد. این تکنیک، از مدل المان محدود<sup>۹</sup> (FEM) سازه استفاده می‌کرد. نتایج منجر به این شد که اگر بخش‌های خاصی از سازه در فرمول گنجانده شود، شناسایی آسیب بهتر صورت می‌گیرد. از آنجایی که اطلاعات قبلی از نواحی آسیب‌دیده در دسترس نبود، تعیین قطعاتی که باید گنجانده شوند، می‌تواند دشوار باشد. فو و همکاران<sup>۱۰</sup> [۲۱]، یک رویکرد دومرحله‌ای مبتنی بر انرژی کرنش مودال<sup>۱۱</sup> (MSE) و تجزیه و تحلیل حساسیت پاسخ برای شناسایی آسیب موضعی صفحه ارائه کرد. در این مطالعه، آسیب موضعی با کاهش مدول الاستیسیته شبیه‌سازی شد. همچنین کاویکی<sup>۱۲</sup> [۲۲]، از میرایی مودال برای ارزیابی آسیب در سازه‌های مکانیکی استفاده کرد. او نتیجه گرفت، از آنجایی که آسیب سازه‌ای یا مادی، اغلب با تغییرات در میرایی همراه است، روش توصیف شده را می‌توان برای نظارت بر سلامت سازه به کار برد. لی و همکاران<sup>۱۳</sup> [۲۳]، به مسئله شناسایی محل آسیب در سازه‌های صفحه مانند با استفاده از روش تغییر شکل مودال پرداخت. بر اساس رویکرد رایلی-ریتز<sup>۱۴</sup>، تجزیه و تحلیل تغییر شکل مودال یک صفحه آسیب‌دیده انجام گرفت و سپس داده‌های مودال به دست آمد. همچنین روش‌های غیر متعارف دیگری که از دینامیک سازه استفاده می‌کنند، توسط برخی از محققین پیشنهاد شده‌اند [۲۴-۳۱]. واضح است که نیاز به توسعه تکنیک‌های نظارت سازه موثر وجود دارد تا بتوان ایمنی و یکپارچگی سازه‌های مرکب را بهبود بخشید. به عنوان مثال، کیاو و همکاران<sup>۱۵</sup> [۳۲]، روش‌های تشخیص آسیب مبتنی بر دینامیک را برای صفحات کامپوزیت چند لایه با استفاده از مواد پیزوالکتریک هوشمند و ابزار دقیق مدرن مانند ارتعاش سنج لیزری اسکن<sup>۱۶</sup> (SLV) ارزیابی کردند.

پیاده‌سازی الگوریتم تشخیص آسیب پیشرفته توسط محققین در تشخیص لایه‌لایه شدن صفحه چند لایه موفقیت آمیز بود و نشان داد که رویکرد تشخیص آسیب مبتنی بر دینامیک، یک تکنیک قابل دوام برای نظارت بر سازه‌های کامپوزیتی است. لذا تحت این رویکرد، هو و وو<sup>۱۷</sup> [۳۳]، تشخیص ترک‌های سطحی را در یک صفحه با استفاده از روش MSE نشان دادند. خواص ماده که در ابتدا نا-شناخته بود، با استفاده از روش معکوس از طریق تحلیل اجزای محدود و تحلیل مودال تجربی به دست آمد و جابه‌جایی‌های مودال برای محاسبه انرژی‌های تغییر شکل مودال استفاده شد. آنها به این نتیجه رسیدند که این روش دارای هزینه نسبتاً پایین و انعطاف‌پذیری در اندازه‌گیری است که امکان ارزیابی غیرمخرب و امکان تشخیص بدون وقفه در سازه‌های چند لایه را فراهم می‌کند. چو و قابوسی<sup>۱۸</sup> با استفاده از پاسخ جابه‌جایی اندازه‌گیری شده سازه معیوب و به کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک<sup>۱۹</sup> (GA)، به تعیین محل و شدت آسیب پرداختند. این محققین نتیجه گرفتند که روش پیشنهادی حتی با وجود کمبود اطلاعات اندازه‌گیری شده توسط سنسورها، مکان تقریبی خرابی را تشخیص می‌دهد [۳۴]. بودا و کادامی<sup>۲۰</sup> روشی را بر اساس به حداقل رساندن تابع خطا در اندازه‌گیری خطا بین مدل تحلیلی و داده‌های تجربی جهت عیب‌یابی پیشنهاد دادند. آنها از پاسخ جابه‌جایی ثبت شده در اثر اعمال بار استاتیکی استفاده کردند [۳۵]. وانگ و همکاران<sup>۲۱</sup>، روشی را جهت شناسایی آسیب در خرپاهای سقفی ارائه کردند و مسئله عیب‌یابی را مانند یک مسئله بهینه‌سازی حل نمودند [۳۶]. روش ارائه شده مبتنی بر GA و اختلاف بین کرنش‌های اندازه‌گیری شده می‌باشد. کاولی و آدامز<sup>۲۲</sup>، با استفاده از تغییرات ایجاد شده در فرکانس‌های طبیعی فرمولی را بر اساس تغییر فرکانس‌های طبیعی در مودهای مختلف، جهت تشخیص آسیب در مواد کامپوزیت به

<sup>8</sup> Apud Salawu

<sup>9</sup> Finite Element Method

<sup>10</sup> Fu et al.

<sup>11</sup> Modal Strain Energy

<sup>12</sup> Kawiecki

<sup>13</sup> Li et al.

<sup>14</sup> Rayleigh-Ritz

<sup>15</sup> Qiao et al.

<sup>16</sup> Scanning Laser Vibrometer

<sup>17</sup> Hu and Wu

<sup>18</sup> Chou and Ghaboussi

<sup>19</sup> Genetic Algorithm

<sup>20</sup> Buda and Caddemi

<sup>21</sup> Wang et al.

<sup>22</sup> Cawley and Adams

دست آوردند [۳۷]. جیاسه‌هار و سومانگالا<sup>۲۳</sup>، با استفاده از روش‌های شبکه عصبی به شناسایی آسیب پرداختند. این محققین از پاسخ فرکانس طبیعی در روش خود استفاده نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد که روش به کار رفته قادر است خرابی را با خطای تقریباً ده درصد مورد شناسایی قرار دهد [۳۸]. لی<sup>۲۴</sup>، روشی را برای شناسایی ترک‌های متعدد در یک تیر بر پایه‌ی روش نیوتون-رافسون<sup>۲۵</sup> و با استفاده از آنالیز حساسیت ارائه کرد. وی در روش خود از پاسخ فرکانس‌های طبیعی سازه آسیب‌دیده استفاده نمود [۳۹]. در جدول ۱، خلاصه‌ای از تحقیقات در این حوزه ارائه شده است.

### ۳- کاربرد روش‌های بهینه‌سازی و روش‌های معکوس

با توجه به آنچه گفته شد، نظارت سازه‌ای به خودی خود راه‌حلی برای مسائل سازه‌ای پیدا نمی‌کند. طبق گفته وردن و همکاران<sup>۲۶</sup> [۴۰]، اگر همراه با توسعه فناوری‌های محاسباتی جدید و ابزارهای ریاضی مورد استفاده قرار گیرد، امکان حل مسائل بهینه‌سازی مرتبط با SHM و یافتن بهترین راه‌حل را باز می‌کند.

جدول ۱: بررسی تشخیص آسیب با استفاده از معیارهای دینامیکی.

نویسنده(گان)	نوع سازه	نوع آسیب مورد مطالعه	شاخص
جو و مومیچ <sup>۲۷</sup> [۴۱]	تیر	ترک	فرکانس طبیعی
لاو و همکاران <sup>۲۸</sup> [۴۲]	تیر	کاهش سختی	فرکانس طبیعی
مرادعلیزاده <sup>۲۹</sup> [۴۳]	تیر	کاهش سختی	فرکانس طبیعی
آگارد <sup>۳۰</sup> [۴۴]	دکل فولادی	کاهش سختی	فرکانس طبیعی
هاسیوتیس و جیونگ <sup>۳۱</sup> [۴۵]	تیر	کاهش سختی	فرکانس طبیعی
وانگ و همکاران <sup>۳۲</sup> [۴۶]	تیر	کاهش سختی	تابع پاسخ فرکانسی <sup>۳۳</sup> (FRF)
سمپیانو و همکاران <sup>۳۴</sup> [۴۷]	پل بتنی	-----	FRF
کورنول و همکاران <sup>۳۵</sup> [۴۸]	صفحه	کاهش سختی	اشکال مودی
دوس سانتوس و همکاران <sup>۳۶</sup> [۴۹]	صفحه	کاهش سختی	اشکال مودی
یام و همکاران <sup>۳۷</sup> [۵۰]	صفحه	کاهش ضخامت موضعی	اشکال مودی
کیم و همکاران <sup>۳۸</sup> [۵۱]	تیر	ترک	فرکانس طبیعی و اشکال مودی
مایا و همکاران <sup>۳۹</sup> [۵۲]	تیر	کاهش مدول یانگ	FRF
جی و لیو <sup>۴۰</sup> [۵۳]	تیر، قاب و صفحه	کاهش سختی	فرکانس طبیعی و اشکال مودی

23 Jeyasehar and Sumangala

24 Lee

25 Raphson-Newton method

26 Worden e

27 Ju andMimovich

28 Law et al.

29 Moradalizadeh

30 Agardh

31 Hassiotis and Jeong

32 Wang et al.

33 Frequency Response Function

34 Sampaio et al.

35 Cornwell et al.

36 Dos Santos et al.

37 Yam et al.

38 Kim et al.

39 Maia et al.

40 Ge and Lui

FRF	ترک	لوله تحت فشار	یان و همکاران <sup>۴۱</sup> [۵۴]
اشکال مودی	ترک	تیرهای بتنی	اسماعیل و همکاران <sup>۴۲</sup> [۵۵]
اشکال مودی	کاهش مدول یانگ	صفحه	بایسا و هاریتوس <sup>۴۳</sup> [۵۶]
میرایی سازه	کاهش سختی	تیر	کورادلی و همکاران <sup>۴۴</sup> [۵۷]
میرایی سازه	کاهش سختی و کاهش میرایی	تیر	فریزرین و همکاران <sup>۴۵</sup> [۵۸]
اشکال مودی	ترک	صفحه	هو و وانگ <sup>۴۶</sup> [۵۹]
FRF	کاهش سختی و کاهش میرایی	خرپا	اسفندیاری و همکاران <sup>۴۷</sup> [۶۰]
اشکال مودی	کاهش سختی	صفحه	فان و کیائو <sup>۴۸</sup> [۶۱]
انرژی کرنش مودال	تغییر در انرژی کرنش مودال	خرپا و تیر یکسرگردار	سیدپور <sup>۴۹</sup> [۶۲]
اشکال مودی	کاهش سختی	صفحه	زانگ و همکاران <sup>۵۰</sup> [۶۳]
چند جمله‌ای تنظیم شده به حالت ارتعاش	برش	صفحه	روسوزکیس و همکاران <sup>۵۱</sup> [۶۴]

به گفته سون و همکاران<sup>۵۲</sup> [۶۵]، بسیاری از روش‌های تشخیص آسیب بررسی شده تلاش می‌کنند آسیب را با حل یک مسئله معکوس شناسایی کنند که به ناچار نیاز به ساخت مدل‌های تحلیلی دارد. GA از آنجایی که راه‌حلی قوی برای مسائل پیچیده ارائه می‌دهد، بسیار مورد توجه بوده‌است. فریسول و همکاران<sup>۵۳</sup> [۶۶] از GA برای مسئله تشخیص آسیب در تیر و صفحه با استفاده از داده‌های ارتعاشی استفاده کردند. هدف، شناسایی موقعیت یک یا چند منطقه آسیب‌دیده در سازه، علاوه بر تخمین میزان آسیب در آنها بود. برای یک مکان معین، یک روش حساسیت برای بهینه‌سازی میزان آسیب استفاده شد. خیا و هونگ<sup>۵۴</sup> [۶۷]، روشی را برای شناسایی آسیب یک تیر بر اساس رفتار دینامیکی تیر، با به حداقل رساندن یک تابع هدف تشکیل شده توسط داده‌های مربوط به سازه قبل و بعد از وارد کردن آسیب، پیشنهاد کردند. برای این مطالعات، از GA استفاده کردند. سه تابع هدف تحت عنوان‌های تابعی متشکل از فرکانس‌های طبیعی، تابعی متشکل از حالت‌های ارتعاش و تابع هدف سوم متشکل از فرکانس‌ها و حالت‌های مدی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. بیشتر روش‌های ارزیابی سازه‌ها، از تکنیک‌های مدل‌سازی عددی، به عنوان مثال FEM استفاده می‌کنند. از تکنیک‌های مدل‌سازی عددی دیگر، می‌توان به به‌روزرسانی FE اشاره کرد، تکنیکی که در آن پارامترهای خاصی از یک سازه (که مستقیماً با آسیب مرتبط است) به عنوان متغیرهای بهینه‌سازی تعریف می‌شوند، سپس از طریق اختلاف بین مقادیر مورد انتظار و واقعی چنین متغیرهایی، می‌توان توابع هدف را ساخت تا با توجه به معیاری از پیش تعیین شده حداقل یا حداکثر شوند. جعفرخانی و مصری<sup>۵۵</sup> [۶۸]، یک رویکرد تکاملی متشکل از بهینه‌سازی تصادفی همراه با به‌روزرسانی FEM برای تشخیص آسیب در یک سازه بتن مسلح<sup>۵۶</sup> (RC) با استفاده از مقایسه با نتایج تجربی پیشنهاد کردند. مقایسه نتایج با نتایج آزمایشگاهی، کارایی روش را برای شناسایی آسیب‌ها تأیید کرد. موهان و همکاران<sup>۵۷</sup> [۶۹]، استفاده از FRF را

41 Yan et al.

42 Ismail et al.

43 Bayissa and Haritos

44 Curadelli et al.

45 Frizzarin et al.

46 Hu and Wang

47 Esfandiari et al.

48 Fan and Qiao

49 Seyedpoor

50 Zhang et al.

51 Rucevskis et al.

52 Sohn et al.

53 Friswell et al.

54 Xia and Hao

55 Jafarkhani and Masri

56 Reinforced Concrete

57 Mohan et al.

با استفاده از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات<sup>۵۸</sup> (PSO) برای تشخیص آسیب سازه‌ای بر روی تیرها و دال‌ها ارزیابی کرد. استحکام و کارایی روش فوق، پس از مقایسه نتایج بین دو روش GA و PSO مشخص شد. نتایج نشان داد که استفاده از FRF به عنوان پاسخ سازه آسیب‌دیده منجر به دقت بهتری شده است، زیرا حاوی داده‌های مربوط به اشکال مدی است. براون و همکاران<sup>۵۹</sup> [۷۰]، به شناسایی ضرایب صلبیت سازه با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان<sup>۶۰</sup> (ACO) پرداخت. در سال‌های اخیر، توجه بیشتری به روش‌های معکوس شده است که از انرژی مانند انرژی تغییر شکل مودال برای موارد ارتعاشی استفاده می‌کنند. چا و بویوکوزتورک<sup>۶۱</sup> [۷۱] یکی از مهم‌ترین کارهای مربوط به MSE را در سال‌های اخیر توسعه داده بودند. نویسندگان از شاخص انرژی برای تشخیص آسیب در سازه‌های مکانیکی استفاده کردند. یک روش تغییر شکل مبتنی بر انرژی و یک الگوریتم تکامل تفاضلی<sup>۶۲</sup> (DE) توسط ودوی و همکاران<sup>۶۳</sup> ارائه شد [۷۲]. این الگوریتم، برای تعیین محل آسیب روی یک صفحه چند لایه استفاده شد. در ابتدا، روش MSE برای شناسایی مجموعه‌ای از المان‌های آسیب‌دیده بالقوه استفاده شد، سپس از DE برای به حداقل رساندن یک تابع هدف بر اساس اختلاف حالت‌های ارتعاش استفاده شد. گومز و همکاران<sup>۶۴</sup> [۷۳-۷۵] یک الگوریتم با استفاده از GA و FEM توسعه دادند که معمولاً به عنوان فرآیند به‌روزرسانی FA شناخته می‌شود. با این روش، نویسندگان مطالعات عددی و تجربی را به منظور تشخیص سوراخ‌های دایره‌ای در صفحات انجام دادند. جدول ۲، تعدادی از الگوریتم‌هایی که به منظور حل مسئله تشخیص آسیب و ترک استفاده شده‌اند را نشان می‌دهد.

#### ۴- کاربرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشین

یکی از ضروری‌ترین و با اهمیت‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی در مهندسی سازه، بررسی آسیب سازه‌ها می‌باشد که مورد توجه بسیاری از محققان است. شناسایی آسیب سازه‌ها به دو دسته روش مخرب و غیرمخرب تقسیم می‌شود که این روش‌ها هزینه‌بر هستند؛ به همین دلیل در دهه‌های گذشته، بسیاری از تحقیقات با استفاده از روش‌های غیرمستقیم به شناسایی آسیب پرداخته‌اند. استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی مختلف همچون یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی، از جمله روش‌های غیرمستقیم بررسی خرابی سازه‌ها می‌باشند که تحقیقات بسیاری در ارتباط با آنها انجام شده که در ادامه به آنها اشاره شده است. شکل ۳، خلاصه‌ای از تحقیقات انجام شده در زمینه شناسایی ترک در سازه‌های تیرمانند، با استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین را نشان می‌دهد [۷۶-۹۶].

##### ۴-۱ - هوش مصنوعی

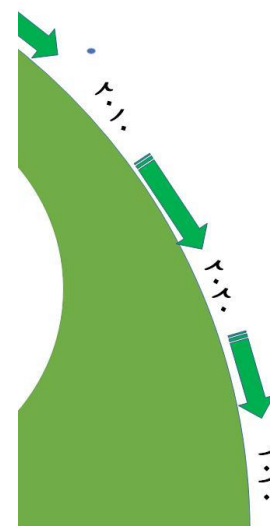
به طور کلی دو نوع هوش مصنوعی وجود دارد: روش‌های محاسبات سخت و روش‌های محاسبات نرم. محاسبات سخت که مبتنی بر منطق باینری، سیستم‌های واضح و تحلیل عددی است، نیاز به یک مدل تحلیلی دقیق دارد و قادر به تولید پاسخ‌های دقیق است. محاسبات نرم با محاسبات معمولی تفاوت دارد، زیرا بر خلاف محاسبات سخت می‌تواند با داده‌های مبهم و نویزدار مقابله کند، اطلاعات تصادفی را در خود جای دهد و محاسبات موازی را امکان‌پذیر می‌کند. محاسبات نرم بر اساس منطق فازی، شبکه‌های عصبی و استدلال احتمالی است که در آن روش‌ها قادر به تکامل برنامه‌های خود و ارائه پاسخ‌های تقریبی هستند [۹۷]. محاسبات نرم معمولاً مترادف هوش محاسباتی<sup>۶۵</sup> (CI) در نظر گرفته می‌شود. در واقع CI یا محاسبات نرم را می‌توان با توانایی یک کامپیوتر برای یادگیری یک کار خاص از داده‌های نمونه یا مشاهده تجربی بیان کرد.

جدول ۲: الگوریتم‌های استفاده شده در تشخیص آسیب و ترک.

58 Particle Swarm Optimization  
59 Braun et al.  
60 Ant Colony Optimization  
61 Cha and Buyukozturk  
62 Differential Evolutionary  
63 Vo-Duy et al.  
64 Gomes et al.  
65 Computational Intelligence



نویسنده(گان)	الگوریتم
ترک زاده و همکاران <sup>۶۶</sup> [۹۸]	الگوریتم خفاش
زنزن و همکاران <sup>۶۷</sup> [۹۹]	الگوریتم خفاش و ژنتیک
غیائی و همکاران <sup>۶۸</sup> [۱۰۰]	الگوریتم خفاش
سو و همکاران <sup>۶۹</sup> [۱۰۱]	الگوریتم خفاش
معزی و همکاران <sup>۷۰</sup> [۱۰۲]	الگوریتم جست و جوی فاخته
خو و همکاران <sup>۷۱</sup> [۱۰۳]	الگوریتم جست و جوی فاخته
میگل و همکاران <sup>۷۲</sup> [۱۰۴]	الگوریتم کرم شب تاب
میرزاییگی و معدولیت <sup>۷۳</sup> [۱۰۵]	الگوریتم کرم شب تاب
خطیر و همکاران <sup>۷۴</sup> [۱۰۶]	الگوریتم کرم شب تاب و ژنتیک
هوانگ و همکاران <sup>۷۵</sup> [۱۰۷]	الگوریتم ازدحام ذرات و جست و جوی فاخته
وکیل باغمیشه و همکاران <sup>۷۶</sup> [۱۰۸]	ازدحام ذرات-نلدرمید
کاوه و همکاران <sup>۷۷</sup> [۱۰۹]	الگوریتم ازدحام ذرات و جست و جوی هماهنگی
قنادی اصل و قائمی فرد <sup>۷۸</sup> [۱۱۰]	الگوریتم های ترکیبی سه گانه جدید مبتنی بر بهینه ساز ازدحام ذرات
سعادت مراد و همکاران <sup>۷۹</sup> [۱۱۱]	الگوریتم ازدحام ذرات و ژنتیک
ژانگ و همکاران <sup>۸۰</sup> [۱۱۲]	الگوریتم ازدحام ذرات
بنیسا و همکاران <sup>۸۱</sup> [۱۱۳]	الگوریتم YUKI و POD-RBF
فتحی و همکاران <sup>۸۲</sup> [۱۱۴]	سیستم ذرات ارتعاشی پیشرفته
فیصل الثبیانی و همکاران <sup>۸۳</sup> [۱۱۵]	الگوریتم هیبریدی ازدحام ذرات و گرگ خاکستری



شکل ۳: خلاصه‌ای از تحقیقات انجام شده در زمینه شناسایی ترک در تیر با استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین.

- 66 Torkzadeh et al.  
 67 Zenzen et al.  
 68 Ghiasi et al.  
 69 Su et al.  
 70 Moezi et al.  
 71 Xu et al.  
 72 Miguel et al.  
 73 Mirzabeigy and Madoliat  
 74 Khatir et al.  
 75 Huang et al.  
 76 Baghmisheh et al.  
 77 Kaveh et al.  
 78 Ghannadiasl and Ghaemifard  
 79 Saadatmorad et al.  
 80 Zhang et al.  
 81 Benaissa et al.  
 82 Fathi et al.  
 83 FaisalAl Thobiani et al.

مدل سازی ریاضی یا متعارف در بسیاری از مسائل پیچیده زندگی واقعی به دلیل عواملی مانند پیچیدگی فرآیندهای استدلال ریاضی، عدم قطعیت‌ها در طول فرآیند و ماهیت تصادفی فرآیند بی‌فایده است. مجموعه‌ای از تکنیک‌های محاسباتی الهام گرفته از طبیعت که CI را تعریف می‌کنند، راه‌حلهایی را برای چنین مسائلی ارائه می‌کنند [۱۱۶]. CI از ترکیبی از تکنیک‌های تکمیلی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۸۴</sup> (ANN)، منطق فازی<sup>۸۵</sup> (FL)، نظریه یادگیری، محاسبات تکاملی<sup>۸۶</sup> (EC) و روش‌های احتمالی استفاده می‌کند و قادر است مسائل غیرخطی را حل و تقریب کند و دانش بشری را در حوزه‌های محاسباتی وارد کند. هوش مصنوعی اساساً به عنوان توانایی یک ماشین برای تقلید از رفتار هوشمند انسان تعریف می‌شود، بنابراین به دنبال استفاده از الگوریتم‌های الهام گرفته از انسان برای تقریب مسائل متعارف است [۱۱۷-۱۲۱]. اگرچه AI و CI هدف مشابهی را دنبال می‌کنند، اما تفاوت جزئی بین آنها وجود دارد. به گفته بزدرک<sup>۸۷</sup> [۱۱۷]، CI زیرمجموعه‌ای از AI است. همچنین مهم است که هوش مصنوعی را از داده کاوی و کلان داده متمایز کنیم. در واقع بین این روش‌ها، هم-پوشانی قابل توجهی وجود دارد. داده کاوی یک زمینه بین رشته‌ای است که برای کشف بینش‌ها و روندهای ارزشمند در یک مجموعه داده استفاده می‌شود. تکنیک‌های داده کاوی بر کشف ویژگی‌های ناشناخته در منطقه‌ای که دانش محدودی وجود دارد تمرکز می‌کند. از سوی دیگر، مجموعه داده‌ای که از نظر حجم (یعنی تعداد نقاط داده یا ویژگی‌ها در هر نقطه داده)، سرعت (یعنی بخش‌های بزرگی از داده‌ها در مدت زمان کمی به دست می‌آیند، بزرگ باشد، داده بزرگ نامیده می‌شود. برای تجزیه و تحلیل و استخراج)، یا تنوع (یعنی انواع مختلف داده‌ها مانند متن، گفتار و تصاویر). ML، زیرشاخه‌ای از AI، برای طراحی مدلی برای یادگیری روندها استفاده می‌شود، بنابراین بر پیش‌بینی مبتنی بر ویژگی‌های شناخته شده به دست آمده از داده‌های آموزشی تمرکز می‌کند. یادگیری عمیق<sup>۸۸</sup> (DL)، زیرمجموعه‌ای از ML، ابزاری است که بر یادگیری نمایش‌ها و ویژگی‌های داده‌ها متمرکز است. شکل ۴ به طور شماتیک تکنیک‌های مختلف هوشمند ذکر شده و همبستگی آنها را نشان می‌دهد. AI بین دهه ۱۹۵۰ و ۱۹۷۰ در حوزه علوم کامپیوتر ظهور کرد و به دستاوردهای قابل توجهی دست یافت. در سال‌های اخیر، علاقه روزافزونی به استفاده از AI در تمام حوزه‌های مهندسی وجود داشته است و چشم‌اندازها و امیدهای بسیاری را برانگیخته است. به عنوان مثال، موفقیت در زیرشاخه‌های مختلف مانند رباتیک [۱۲۲، ۱۲۳]، داده کاوی [۱۲۴]، تشخیص الگو [۱۲۵] و سیستم‌های عامل [۱۲۶]. همچنین AI، اخیراً توجه کارشناسان مهندسی عمران را به خود جلب کرده است. به عنوان مثال، برای انجام چندین کار در برنامه‌های کاربردی SHM که با سیستم‌های مبتنی بر دانش [۷]، FL [۱۲۷] و ANN [۱۲۸] سروکار دارند، استفاده شده است. عادل و همکاران<sup>۸۹</sup> [۱۲۹] یک تکنیک یادگیری چند الگویی را ارائه کرد که در آن نویسندگان نشان دادند که عملکرد را می‌توان به طور قابل توجهی با ادغام ماهرانه شاخه‌های مختلف AI، از جمله شبکه‌های عصبی<sup>۹۰</sup> (NN)، GA، مجموعه‌های فازی و پردازش موازی افزایش داد. مطالعه گسترده‌ای از محاسبات تکاملی، در زمینه طراحی سازه توسط کیسینگر و همکاران<sup>۹۱</sup> انجام شد [۱۳۰].

84 Artificial Neural Network

85 Fuzzy Logic

86 Evolutionary Computation

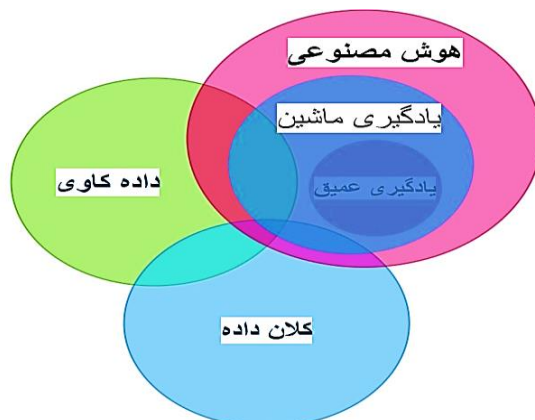
87 Bezdek

88 Deep Learning

89 Adeli et al.

90 Neural Networks

91 Kicinger et al.



شکل ۴: تصویری از ارتباط متقابل تکنیک‌های محاسباتی هوشمند مختلف.

لیائو و همکاران<sup>۹۲</sup> [۱۳۱]، مروری بر مطالعات مربوط به کاربرد فراابتکاری به عنوان تکنیک‌های بهینه‌سازی برای پرداختن به مسائلی که در طول عمر پروژه‌های ساختمانی یا مهندسی با آن مواجه هستند، انجام دادند. نظرسنجی بر روی روش‌های مختلف AI (به عنوان مثال، NN، EC، FL، هوش ازدحام<sup>۹۳</sup> (SI)، سیستم‌های خبره<sup>۹۴</sup> (ES)، و ...) برای مهندسی عمران توسط لو و همکاران<sup>۹۵</sup> انجام شد [۱۳۲]. شاهین و همکاران<sup>۹۶</sup> [۱۳۳]، کاربردهای AI در مهندسی ژئوتکنیک را مطالعه کردند. ساکا و همکاران<sup>۹۷</sup> [۱۳۴] یک بررسی بر روی الگوریتم‌های ریاضی و فراابتکاری در بهینه‌سازی طراحی سازه‌های اسکلت فلزی انجام داد. عادل و همکاران [۱۳۵]، بررسی پیشرفت در بهینه‌سازی ساختمان‌های بلند را انجام داد. بررسی کاربردها و روش‌شناسی تکنیک‌های تصمیم‌گیری چند معیاره فازی، توسط مردانی و همکاران<sup>۹۸</sup> انجام گرفت [۱۳۶]. اخیراً، نظرسنجی در مورد کاربرد روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره برای تحلیل پل‌های معلق، توسط پنادس-پلا و همکاران<sup>۹۹</sup> انجام شده است [۱۳۷]. سانچز و همکاران<sup>۱۰۰</sup> [۱۳۸]، مروری بر کاربردهای ANN، برای زیرساخت‌های عمرانی ارائه کردند که شامل SHM، شناسایی سیستم سازه‌ای، طراحی و بهینه‌سازی سازه و ... می‌شود. بررسی روش‌های مختلف هوش مصنوعی (به عنوان مثال، ANN، روش بی‌زی<sup>۱۰۱</sup>، GA، FL) برای حوزه مکانیک شکست توسط خسروانی و همکاران<sup>۱۰۲</sup> انجام شد [۱۳۹]. بررسی کاربرد تجزیه و تحلیل تصمیم چندمعیاره برای مدیریت سد، توسط میزا و همکاران<sup>۱۰۳</sup> مورد مطالعه قرار گرفت [۱۴۰]. علاوه بر این، سیرا و همکاران<sup>۱۰۴</sup> [۱۴۱]، مروری بر ارزیابی چندمعیاره پایداری زیرساخت‌ها انجام دادند. زاوادسکاس و همکاران<sup>۱۰۵</sup> [۱۴۲]، روش‌های پیشرفته‌ای را که برای تصمیم‌گیری پایدار در مهندسی عمران، ساخت و ساز و فناوری ساختمان به کار می‌رود، بررسی کردند. شکل ۵، تعداد مقالات منتشر شده هوش مصنوعی در زمینه مهندسی سازه را در بین سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۳ بر اساس مجله را نشان می‌دهد.

92 Liao et al.

93 Swarm Intelligence

94 Expert Systems

95 Lu et al.

96 Shahin et al.

97 Saka et al.

98 Mardani et al.

99 Penadés-Plà et al.

100 Amezcua-Sanchez et al.

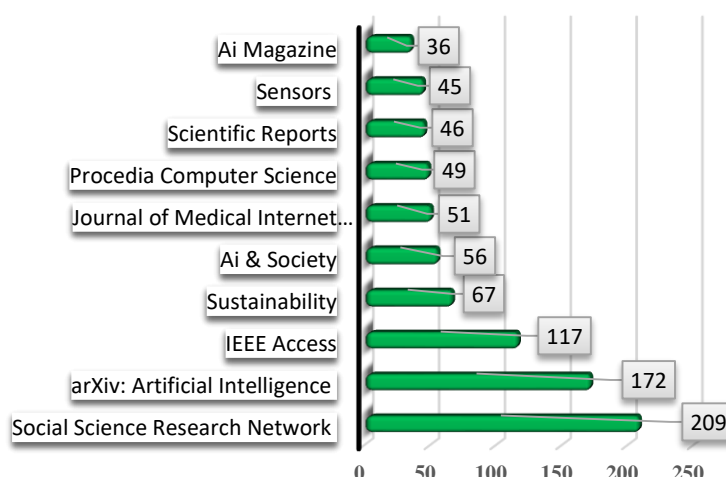
101 Bayesian method

102 Khosravani et al.

103 Mieza et al.

104 Sierra et al.

105 Zavadskas et al.



شکل ۵: تعداد مقالات منتشر شده هوش مصنوعی در زمینه مهندسی سازه در بین سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۳ بر اساس مجله.

## ۲-۴- یادگیری ماشین

ML دسته‌ای از AI است که بر آموزش رایانه‌ها برای پیش‌بینی و یادگیری از مجموعه داده‌ها و الگوریتم‌های موجود تمرکز دارد. اگرچه ML در سال ۱۹۴۳ معرفی شد، اما در واقع در دهه ۱۹۹۰ شروع به شکوفایی کرد و به موفق‌ترین زیرشاخه AI تبدیل شد. به طور کلی، ML را می‌توان بر اساس فرآیند یادگیری به سه دسته اصلی طبقه‌بندی کرد: یادگیری تحت نظارت، یادگیری بدون نظارت و یادگیری تقویتی. یادگیری نظارت شده، ابتدایی‌ترین نوع ML است که الگوریتم آن از یک مجموعه داده برچسب‌دار آموزش داده می‌شود. این روش برای مسائل رگرسیون و طبقه‌بندی مناسب است و در مهندسی سازه برای تشخیص آسیب (مسائل طبقه‌بندی) و پیش‌بینی مقاومت (مسائل رگرسیون) به طور گسترده‌ای استفاده شده است. در مقابل، الگوریتم مورد استفاده در یادگیری بدون نظارت از یک مجموعه داده بدون برچسب آموزش داده می‌شود. ضمناً در روش یادگیری تقویتی، الگوریتم از طریق فرآیند آزمون و خطا آموزش داده می‌شود. تعداد قابل توجهی از الگوریتم‌های ML در کاربردهای مهندسی سازه، به عنوان مثال، NN، درخت تصمیم‌گیری<sup>۱۰۶</sup> (DT)، تجزیه و تحلیل رگرسیون<sup>۱۰۷</sup> (RA)، ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۰۸</sup> (SVM)، جنگل تصادفی<sup>۱۰۹</sup> (RF)، الگوریتم تقویت<sup>۱۱۰</sup> (BA) به کار گرفته شده‌اند. شکل ۶ طبقه‌بندی انواع الگوریتم‌های یادگیری ماشین را نمایش می‌دهد. شکل ۷، یک گردش کار معمولی از ML را نشان می‌دهد که در مدل‌سازی پیش‌بینی استفاده می‌شود. همانطور که می‌دانیم، مهندسی سازه شامل تجزیه و تحلیل سازه و طراحی سازه‌های باربر است. برای سیستم‌های سازه‌ای پیچیده تحت اقدامات شدید که رفتار بسیار غیرخطی از خود نشان می‌دهند، استفاده از روش‌های تحلیل و طراحی سازه‌ای نیازمند یک فرآیند زمان‌بر است و به نوعی برای اجرای عملی بسیار پیچیده هستند. در این مورد، ML می‌تواند یک جایگزین امیدوارکننده برای صرفه‌جویی در زمان و تلاش ارائه دهد. یکی از اولین کاربردهای مهندسی سازه ML، توسط عادل<sup>۱۱۱</sup> [۱۴۳] در سال ۱۹۸۹ و همچنین با استفاده از ANN برای طراحی تیرهای فولادی انجام شد [۱۴۴]. از آن زمان، الگوریتم ANN با موفقیت در بسیاری از کارهای پیشگام در مهندسی سازه از جمله تحلیل و طراحی سازه [۱۴۵]، تشخیص آسیب سازه [۱۴۶]، SHM [۱۴۷]، بهینه‌سازی سازه [۱۴۸]-۱۵۰، پیش‌بینی استحکام و مقاومت [۱۵۱، ۱۵۲] و قابلیت اطمینان سازه [۱۵۳] استفاده شده است. در بخش بعدی به طور مفصل‌تر در

<sup>106</sup> Decision Tree

<sup>107</sup> Regression analysis

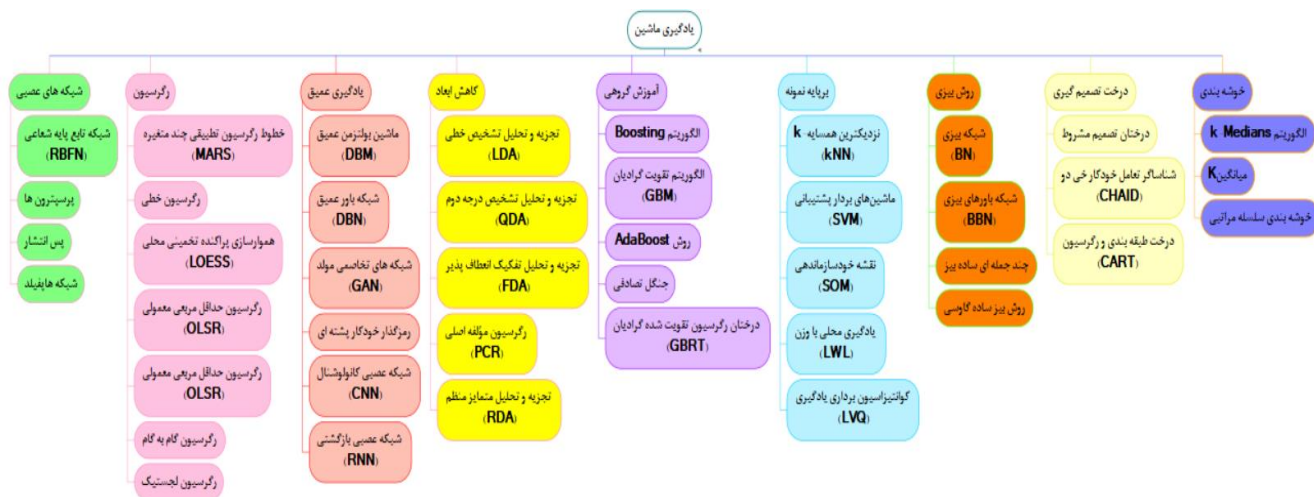
<sup>108</sup> Support Vector Machines

<sup>109</sup> Random forest

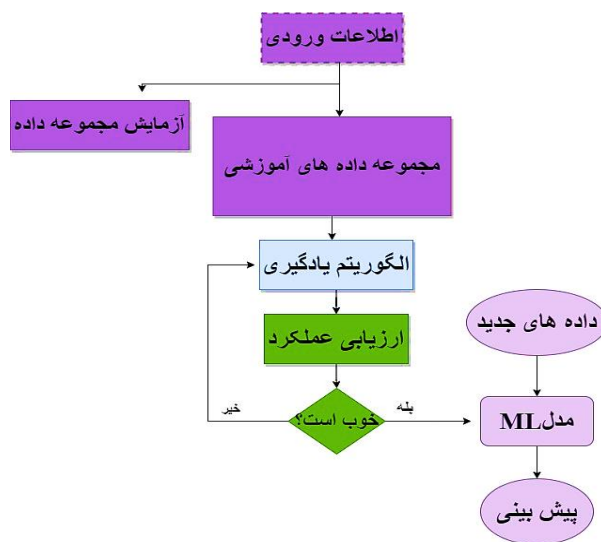
<sup>110</sup> Boosting Algorithm

<sup>111</sup> Adeli and Yeh

مورد کاربرد ANN در شناسایی آسیب و ترک در سازه‌ها پرداخته شده است. توزیع سالانه انتشارات مربوطه نیز در شکل ۸ نشان داده شده است. همانطور که از شکل ۸-الف مشاهده می‌شود، استفاده از ML در مهندسی سازه در مراحل اولیه مطلوب نیست. با این حال، این موضوع در پنج سال اخیر مورد توجه زیادی از سوی جامعه علمی قرار گرفته است که نشان از رشد تصاعدی در تعداد انتشارات دارد. رونق این موضوع را می‌توان با پیشرفت‌های اخیر در الگوریتم‌های ML و توان محاسباتی و همچنین در دسترس بودن مجموعه داده‌های بزرگ جمع‌آوری شده از آزمایش‌های آزمایشگاهی یا مدل‌سازی عددی توضیح داد. درصد تفکیک روش‌های مختلف ML مورد استفاده در مهندسی سازه در شکل ۹ نشان داده شده است. هفت گروه از روش‌های ML که شامل SVM، BA، RA، RF، DT و سایر (یعنی k- نزدیک‌ترین همسایگی<sup>۱۱۲</sup> (kNN) و بی‌زی ساده<sup>۱۱۳</sup> (NB)) می‌شود، مورد بررسی قرار گرفته‌اند.



شکل ۶: طبقه بندی انواع الگوریتم‌های یادگیری ماشین.



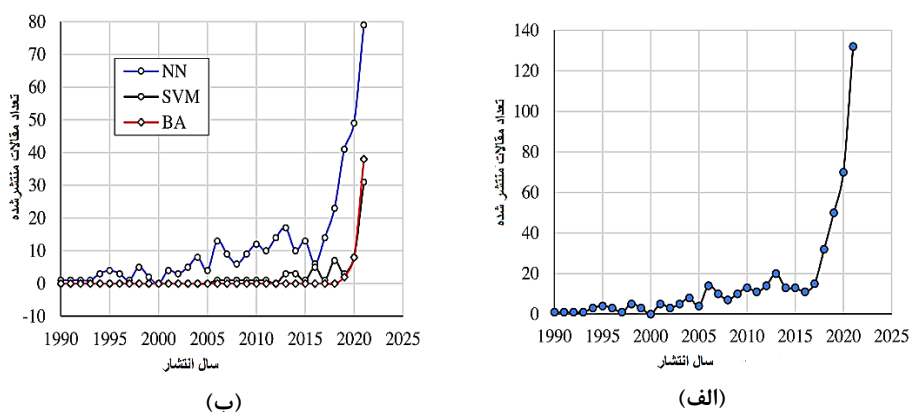
شکل ۷: روند کار رایج ML در پیش‌بینی.

<sup>112</sup> k-nearest neighbour

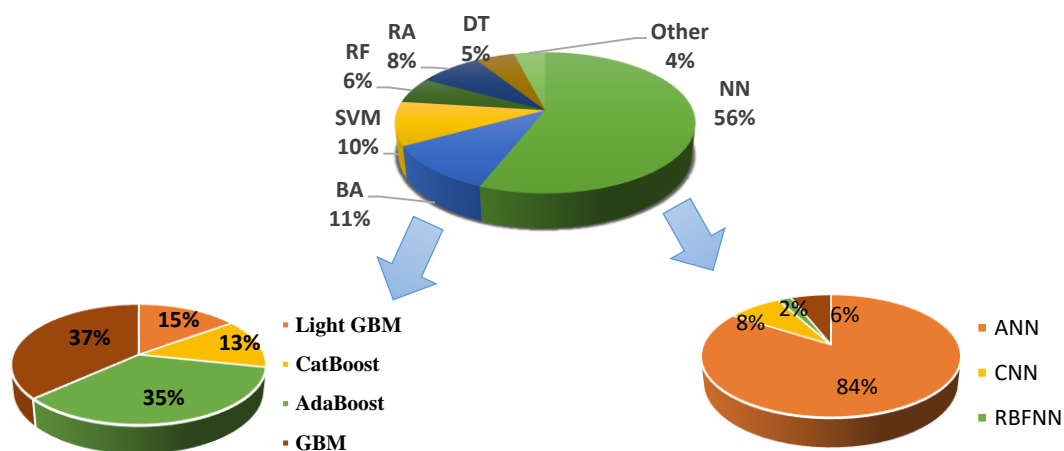
<sup>113</sup> Naïve Bayes

## ۵- ارزیابی آسیب و ترک در سازه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این بخش، مروری بر ارزیابی آسیب و ترک در سازه‌ها از طریق شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه شده است. در ابتدا، تاریخچه‌ای از ANN گفته شده و سپس مطالعاتی که در زمینه شناسایی آسیب و ترک با استفاده از آن انجام شده‌اند، به اختصار ارائه شده است.



شکل ۸: توزیع سالانه مقالات مرتبط با کاربردهای ML در مهندسی سازه: (الف) همه الگوریتم‌ها و (ب) سه الگوریتم بیشتر مورد استفاده [۱۵۴].



شکل ۹: روش‌های ML مورد استفاده در حوزه مهندسی سازه.

## ۵-۱- شبکه عصبی و انواع آن

شبکه عصبی مصنوعی برای تقلید از نحوه عملکرد نورون‌های بیولوژیکی توسعه یافته است. اولین ANN، توسط روزنبلات<sup>۱۱۴</sup> [۱۵۵] در سال ۱۹۵۸ به نام پرسپترون برای مسائل تشخیص الگو ایجاد شد. به لطف بهبود توان محاسباتی، شبکه عصبی مصنوعی امروزه به یکی از محبوب‌ترین الگوریتم‌های ML با انواع مختلفی مانند شبکه عصبی پیش‌خور<sup>۱۱۵</sup> (FFNN) [۱۵۶] بهبود یافته توسط پرسپترون

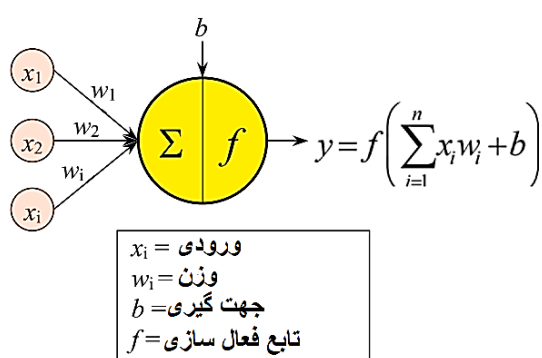
<sup>۱۱۴</sup> Rosenblatt

<sup>۱۱۵</sup> Feed-Forward Neural Network

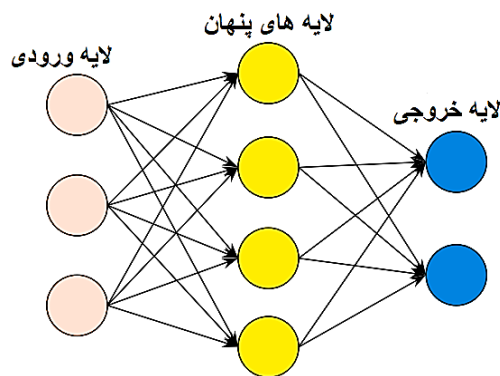
چندلایه<sup>۱۱۶</sup> (MLP)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی<sup>۱۱۷</sup> (RBFNN) [157]، شبکه عصبی کانولوشن<sup>۱۱۸</sup> (CNN) [۱۵۸]، شبکه عصبی بازگشتی<sup>۱۱۹</sup> (RNN) [۱۵۹]، با حافظه طولانی-کوتاه مدت<sup>۱۲۰</sup> (LSTM) [160] و سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی<sup>۱۲۱</sup> (ANFIS) [۱۶۱] بهبود یافته است. FFNN اولین و ساده‌ترین نوع ANN است که در آن اطلاعات تنها در یک جهت (به جلو) از گره‌های ورودی به گره‌های خروجی منتقل می‌شود، در حالی که MLP نسخه بهبود یافته FFNN با چندین لایه از واحدهای محاسباتی از جمله یک لایه ورودی، یک یا چند لایه است. لایه‌های پنهان و یک لایه خروجی در شکل ۱۰-الف نشان داده شده است. RBFNN یک ANN است که در آن تابع پایه شعاعی<sup>۱۲۲</sup> (RBF) به عنوان تابع فعال‌سازی استفاده می‌شود. CNN به طور خاص برای تشخیص تصویر توسعه داده شده است، در حالی که RNN برای تفسیر اطلاعات زمانی طراحی شده است. ANFIS ترکیبی از توانایی یادگیری یک شبکه عصبی تطبیقی و قابلیت‌های استدلال یک سیستم استنتاج فازی است. بررسی تاریخی مفصل ANN و انواع آن را می‌توان در مقاله اشمیدور<sup>۱۲۳</sup> یافت [۱۶۲]. رازا علی و همکاران<sup>۱۲۴</sup>، مروری بر اجرای CNN در تشخیص ترک سازه عمرانی ارائه کردند. آنها، تحقیقات مهمی را که برای تشخیص ترک‌های سازه-ای از طریق طبقه‌بندی و تقسیم‌بندی تصاویر ترک با CNN در منظر تکنیک‌های پیش‌پردازش تصویر، سخت‌افزار پردازش، ابزارهای نرم-افزار، مجموعه داده‌ها، ساختار شبکه، روش‌های یادگیری و عملکرد شبکه را مورد بررسی قرار دادند [۱۶۳]. شکل ۱۱، ساختار CNN را نشان می‌دهد.

## ۲-۵- کاربرد شبکه عصبی در شناسایی ترک و آسیب سازه‌ها

درصد سازه‌های مورد استفاده برای نشان دادن عملکرد روش‌های شبکه عصبی مصنوعی در نشریات در شکل ۱۲ نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۱۲ نشان داده شده است، سازه‌های تیر مانند بیشترین استفاده را برای روش‌های شبکه عصبی مصنوعی در حوزه شناسایی آسیب‌های سازه‌ای دارند.



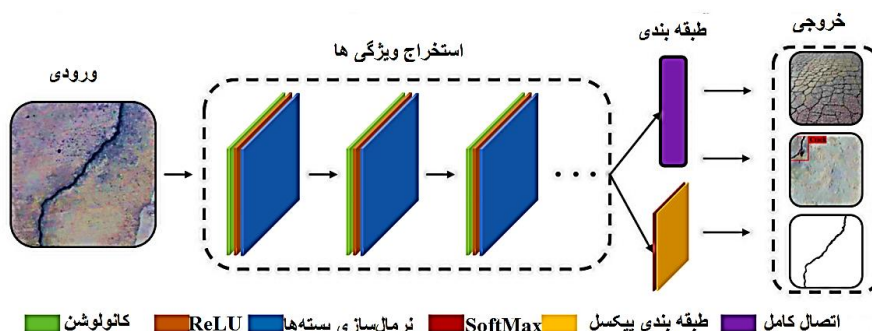
(ب) نورون پردازش (واحد محاسباتی)



(الف) معماری شبکه

شکل ۱۰: نمونه‌ای از ANN [۱۵۴].

116 Multi-layer perceptron  
 117 Radial Basis Function Neural Network  
 118 Convolutional Neural Network  
 119 Recurrent neural network  
 120 Long short-term memory  
 121 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System  
 122 Radial basis function  
 123 Schmidhuber  
 124 Raza Ali a et al.



شکل ۱۱: ساختار CNN.

## ۱-۲-۵ تیر و ستون

شناسایی ترک در سازه‌های تیر مانند به وسیله آنالیز دینامیکی آنها، یک چالش در حوزه شناسایی عیب در سیستم‌های سازه‌ای می‌باشد. وجود ترک در سازه، سبب افزایش انعطاف‌پذیری محلی آن می‌شود که خود باعث ایجاد تغییراتی در خواص دینامیکی سازه‌ها از جمله شکل مود، فرکانس طبیعی و میرایی آنها می‌گردد که با استفاده از این تغییرات می‌توان به حضور ترک در سازه‌ها پی برد. یک رویکرد جدید برای شناسایی عمق ترک در سازه‌های تیر فولادی بر اساس تحلیل ارتعاش با استفاده از FEM و ANN همراه با الگوریتم بهینه‌سازی پروانه<sup>۱۲۵</sup> (BOA) توسط خطیر و همکارانش ارائه شد [۱۶۴]. آنها نتایج خود را با GA و PSO برای آزمایش دقت رویکرد ارائه شده مقایسه کردند که نشان داده شد، نتایج پیش‌بینی شده بسیار نزدیک به خروجی مورد انتظار باشد. در شکل ۱۳، رگرسیون‌های BOA-ANN در مقایسه با رگرسیون‌های PSO-ANN و GA-ANN ارائه شده است. مطالعه‌ای برای مقایسه عملکرد تشخیص عمق و موقعیت ترک در تیر با استفاده از NN و SVM بر اساس فرکانس‌های طبیعی توسط لیو و منگ<sup>۱۲۶</sup> [۱۶۵] ارائه شده است. اوکافور و همکاران<sup>۱۲۷</sup> [۱۶۶] از یک شبکه عصبی پس انتشار پیشخور برای ارزیابی اندازه لایه‌لایه شدن در یک تیر کامپوزیت هوشمند استفاده کردند. اندازه‌های لایه‌برداری بدون بعد و چهار فرکانس مودال اول مربوطه برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد. شبکه با موفقیت اندازه لایه‌برداری بدون بعد را بین (۰,۸۲ و ۰,۲۲) پیش‌بینی کرد، اما نتوانست اندازه لایه‌برداری بدون بعد را زیر ۰,۰۸ پیش‌بینی کند. نادرپور و همکاران<sup>۱۲۸</sup>، روش‌های ANN و DT را در پیش‌بینی حالت‌های خرابی ستون‌های<sup>۱۲۹</sup> (RCC) دایره‌ای و مستطیلی مقایسه کردند [۱۶۷]. در یکی دیگر از روش‌های شناسایی آسیب مبتنی بر ML، ترکیبی از تکنیک‌های شناسایی مودال و تبدیل موجک برای استخراج ویژگی‌های شکل مدی در یک آزمایش تجربی با استفاده از چکش ضربه پیشنهاد شد. شرایط محیطی یک تیر، صفحه و المان پوسته با دو لایه پنهان MLP ارزیابی شد که عملکرد نسبتاً موفقی را در تشخیص و محلی‌سازی تحت شرایط مختلف آسیب نشان داد [۱۶۸]. سلامت سنجی تیرهای طره‌ای شکل ترک خورده به کمک ANN، با در نظر گرفتن رفتار غیرخطی ترک توسط جوهرزاده و همکاران<sup>۱۳۰</sup> بررسی شد [۱۶۹]. در جدول ۳، مروری مختصر بر تعدادی از تحقیقات انجام شده در زمینه تشخیص ترک و آسیب در تیر با استفاده از ANN آمده است.

<sup>125</sup> Butterfly Optimization Algorithm

<sup>126</sup> Liu and Meng

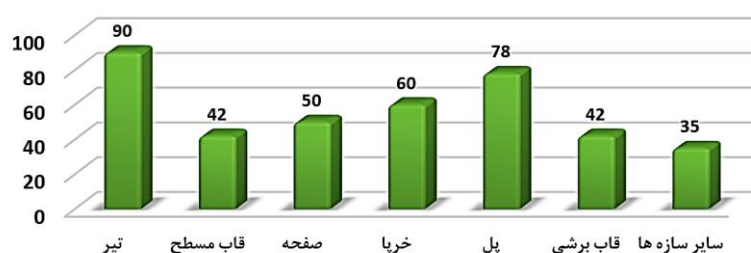
<sup>127</sup> Okafor et al.

<sup>128</sup> Naderpour et al.

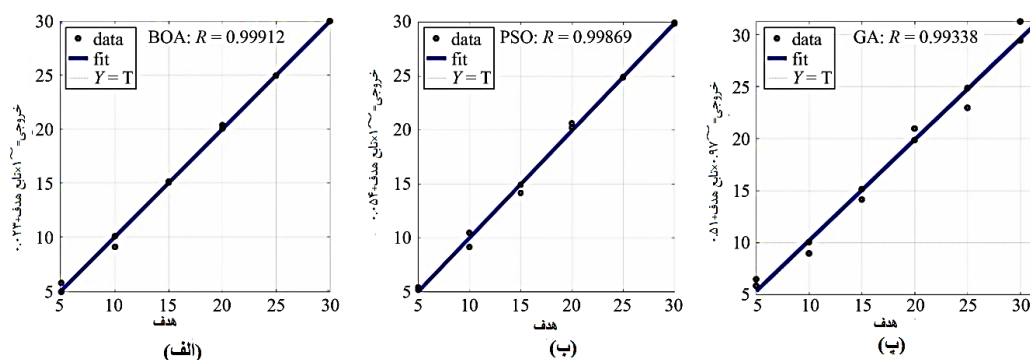
<sup>129</sup> Reinforced Concrete Columns

<sup>130</sup> Joharzadeh et al.





شکل ۱۲: درصد ساختارهای مورد استفاده برای نشان دادن کارایی روش های شبکه عصبی مصنوعی در نشریات.



شکل ۱۳: مطالعه رگرسیون برای ANN آموزش دیده با: (الف) BOA، (ب) PSO، (پ) GA [۱۶۴].

کار انجام شده	نویسنده(گان)
ارزیابی آسیب تیرهای بتنی پیش تنیده با استفاده از ANN [۱۷۰]	جیاسهارو سومانگالا <sup>۱۳۱</sup>
تشخیص ترک های عرضی در یک تیر مرکب با استفاده از ویژگی های ترکیبی موج لبه ای و تکنیک های ارتعاش در محیط ANN [۱۷۱]	راماداس و همکاران <sup>۱۳۲</sup>
تشخیص ترک در سازه های تیر مانند [۷۷]	روزالس و همکاران <sup>۱۳۳</sup>
تجزیه و تحلیل روش های تشخیص ترک هوشمند در سازه های مختلف [۷۶]	پرهی و چودوری <sup>۱۳۴</sup>
مطالعه مقایسه ای تشخیص ترک تیر کنسولی با استفاده از ANN و تبدیل موجک [۱۷۲]	بانرجی و پوهیت <sup>۱۳۵</sup>

<sup>131</sup> Jeyaschar and Sumangala

<sup>132</sup> Ramadas et al.

<sup>133</sup> Rosales et al.

<sup>134</sup> Dayal and Sasanka

<sup>135</sup> Banerjee and Pohit

تشخیص ترک‌های متعدد در تیرها با استفاده از PSO و شبکه عصبی مصنوعی [۸۳]	کاظمی و همکاران <sup>۱۳۶</sup>
شناسایی ترک در تیرهای منحنی با استفاده از ANN و ANFIS بر اساس فرکانس‌های طبیعی و توابع پاسخ فرکانسی [۱۷۳]	سعید و همکاران <sup>۱۳۷</sup>
استفاده از ANN و تحلیل موجک برای شناسایی ترک‌های متعدد در تیرها [۱۷۴]	امین پور و همکاران <sup>۱۳۸</sup>
ارزیابی ترک‌های چندگانه با استفاده از اندازه‌گیری فرکانس طبیعی و پیش‌بینی خواص ترک توسط ANN [۷۹]	باویسکار و تونگیکار <sup>۱۳۹</sup>
شناسایی ترک‌های دوگانه در تیرهای درجه بندی شده عملکردی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی [۱۷۵]	نظری و ابولبشری <sup>۱۴۰</sup>
کنترلر مبتنی بر شبکه عصبی برای تشخیص هوشمند ترک در تیرهای کنسول ترک خورده [۱۷۶]	سوتار و همکاران <sup>۱۴۱</sup>
استفاده از شبکه عصبی در تشخیص ترک سازه‌ای [۱۷۷]	محمد غیث و همکاران <sup>۱۴۲</sup>
تشخیص آسیب در تیرهای فولادی با استفاده از شاخص آسیب مبتنی بر انرژی کرنش معین و ANN [۸۲]	تان و دوستان <sup>۱۴۳</sup>
مقایسه شبکه‌های عصبی مصنوعی و رویکردهای منطق فازی برای تشخیص ترک در تیر [۱۷۸]	گوود و دوستان <sup>۱۴۴</sup>
تشخیص ترک بر روی یک سازه تیر مانند: یک روش تحلیلی ساده شده بر اساس مدل ANN [۸۱]	گیدیاگبا و همکاران <sup>۱۴۵</sup>
تشخیص ترک در سازه با استفاده از تحلیل دینامیکی و ANN [۱۷۹]	موریا و همکاران <sup>۱۴۶</sup>
پیش‌بینی ترک مبتنی بر ارتعاش در تیر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی پروانه هیبریدی با ANN [۸۴]	خطیر و همکاران <sup>۱۴۷</sup>
تجزیه و تحلیل تیر کنسول ترک خورده GFRP با استفاده از ANN [۱۸۰]	ساهو و جنا <sup>۱۴۸</sup>
پیش‌بینی ترک در سازه تیر مانند با استفاده از ANN بر اساس تحلیل فرکانس [۱۸۱]	سگینی و همکاران <sup>۱۴۹</sup>

جدول ۳: مروری مختصر بر تحقیقات انجام شده در زمینه شناسایی ترک در تیرها با ANN (به ترتیب زمانی).

## ۲-۲-۵- قاب و خرپا

صدماتی که سازه‌های عمرانی در طول عمر خود متحمل می‌شوند، را می‌توان به دلایل مختلفی از جمله تغییر مکان بیش از حد، خوردگی، دمای بالا، رشد ترک تجمعی، تخریب ستون‌ها، اتصالات، تیرها و ضربه ایجاد شده توسط یک جسم خارجی نسبت داد [۱۸۲]. سازه‌های خرپایی به طور گسترده در طراحی زیرساخت‌های عمرانی استفاده می‌شوند. به دلیل مونتاژ آسان و صرفه جویی در مواد در مقایسه با انواع دیگر سازه‌ها، توانایی آنها در طی مسافت‌های طولانی با افت محدود، نصب سریع، وزن سبک و فضای قابل دسترس برای نگهداری شایان ذکر است؛ بنابراین سازه‌های خرپایی در بسیاری از کاربردها مانند پل‌ها، برج‌ها، جرثقیل‌ها، تکیه‌گاه‌های سقف، اسکلت ساختمان و ... نقش مهمی دارند [۱۸۳].

وو و همکاران<sup>۱۵۰</sup> با استفاده از ANN به پیش‌بینی آسیب قاب‌های بتن مسلح سه طبقه تحت زلزله پرداختند [۱۴۶]. مدل‌های مشابه مبتنی بر ANN نیز برای تشخیص آسیب قاب‌های بتن مسلح چند طبقه تحت زلزله در مراجع [۱۴۷، ۱۸۴-۱۸۹] توضیح داده شده‌اند. با توجه به SHM و تشخیص آسیب قاب‌های فولادی، تعداد زیادی از مطالعات در این زمینه با استفاده از ANN [۱۹۰-۱۹۵]، RBFNN [۱۹۶] انجام شد. سوزیک و هاجیلا<sup>۱۵۱</sup> [۱۹۱] و پیلائی و کریشناپیلائی<sup>۱۵۲</sup> [۱۹۲] از ANN برای توسعه مدل‌های تشخیص آسیب

<sup>136</sup> Kazemi et al.

<sup>137</sup> Saeed et al.

<sup>138</sup> Aminpoor et al.

<sup>139</sup> Baviskar and Tungikar

<sup>140</sup> Nazari and Abolbashari

<sup>141</sup> Sutar et al.

<sup>142</sup> Gaith et al.

<sup>143</sup> Tan et al.

<sup>144</sup> Gowd et al.

<sup>145</sup> Gidiagba et al.

<sup>146</sup> Maurya et al.

<sup>147</sup> Khatir et al.

<sup>148</sup> Sahoo and Jena

<sup>149</sup> Seguini et al.

<sup>150</sup> Wu et al.

<sup>151</sup> Szweczyk and Hajela

برای مسائل قاب و خرپا استفاده کردند، در حالی که مدل ANN توسط چانگ و همکاران<sup>۱۵۳</sup> برای قاب‌های سه طبقه اعمال شد [۱۹۳]. کائو و هونگ<sup>۱۵۴</sup> [۱۹۴] و بهشتی اول و همکاران<sup>۱۵۵</sup> [۱۹۵] از ANN برای توسعه مدل‌های تشخیص آسیب مبتنی بر ارتعاش استفاده کردند و با آزمایش تجربی یک قاب فولادی پنج طبقه و یک قاب فولادی چهار طبقه به ترتیب مقایسه نمودند. ماچاوارام و شانکار<sup>۱۵۶</sup> [۱۹۶] روش RBFNN را برای توسعه مدل‌های تشخیص آسیب برای قاب‌های فولادی و سازه‌های خرپایی اتخاذ کردند. برای تشخیص آسیب و محلی-سازی مدل المان محدود یک سازه قابی شکل، از شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه پیشخور توسط چینگ-تای<sup>۱۵۷</sup> [۱۹۷] بر روی یک مجموعه داده معیار برای آموزش و آزمایش شبکه بیزی استفاده شد. تحریک تصادفی بر روی مدل برای آزمایش عملکرد روش برای شش شبیه‌سازی مورد آسیب مختلف استفاده شد. کاهش سختی در هر دو جهت افقی متعامد سازه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و تأیید شد تا منجر به تشخیص و محلی‌سازی موفقیت‌آمیز آسیب شود. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی چند مرحله‌ای توسط باخری و همکاران<sup>۱۵۸</sup> [۱۸۴] با هدف به حداقل رساندن محاسبات در یک مدل نسبتاً بزرگتر گزارش شد. یک سازه دال شکل، برای شرایط آسیب مختلف (سطوح مختلف کاهش سختی اعمال شده) با تمرکز بر سه حالت پاسخ برای شناسایی آسیب و محلی‌سازی مدل-سازی و مورد مطالعه قرار گرفت. موسوی و همکاران<sup>۱۵۹</sup>، به تشخیص آسیب و محلی‌سازی یک مدل پل خرپایی فولادی در معرض ضربه و تحریکات نویز سفید با استفاده از رویکرد شبکه عصبی تبدیل موجک تجربی پرداختند [۱۸۵]. تجزیه و تحلیل روش MUSIC-ANN برای مکان‌یابی آسیب‌های سازه‌ای در سازه‌های نوع خرپا با استفاده از ارتعاشات توسط ریوز و همکاران<sup>۱۶۰</sup> بررسی شد [۱۸۶]. یک رویکرد شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص آسیب سازه‌ای در یک خرپا مسطح بیست عضوی با استفاده از FRF، پویچ و لیم<sup>۱۶۱</sup> بیان شد [۱۸۷].

### ۳-۲-۵- پل

یکی از موضوعات مورد توجه در زمینه مهندسی پل، مسئله ترک است. وجود ترک، نشان‌دهنده آسیب‌های سازه‌ای، خوردگی و از دست‌دادن احتمالی عملکردهای سازه‌ای پل است. تخریب و ریزش سازه پل، در بیشتر موارد با انبساط ترک شروع می‌شود. برای پل‌های بتنی، ترک‌ها بر دوام سازه تأثیر می‌گذارد و ایجاد ترک‌های جدی، ممکن است ایمنی، جان و مال انسان را نیز تهدید کند. برای تشخیص ترک، آخرین نوآوری، استفاده از روش پردازش تصویر دیجیتال است. پردازش تصویر دیجیتال، ابتدا اطلاعات تصویر را به ماتریس دیجیتال تبدیل می‌کند و سپس آن را با الگوریتم‌های پردازش داده تحلیل و پردازش می‌کند. فناوری پردازش تصویر مبتنی بر ANN و به اختصار NN، برتری بیشتری نسبت به الگوریتم‌های سنتی نشان می‌دهد [۱۹۸]. از شبکه کم عمق برای ارزیابی شناسایی آسیب پل‌های قوسی نوع عرشه با استفاده از روش‌های مبتنی بر ارتعاش استفاده شد [۱۵۶]. در مراجع [۱۹۹-۲۰۶] با استفاده از ANN و روش تشخیص مبتنی بر ارتعاش، کاربرد SHM در پل‌های فولادی بررسی شده است. شارما و سن<sup>۱۶۲</sup> [۲۰۷] اثر دما را بر روی مدل ANN خود برای تشخیص آسیب پل‌های RC وارد کردند. یک سیستم تشخیص آسیب مبتنی بر ANN توسط مهرجو و همکاران<sup>۱۶۳</sup> [۲۰۸] پیشنهاد شده است که در آن نویسندگان از یک پل خرپایی تحلیلی استفاده کردند و کاهش سختی شبیه‌سازی شده را به المان خرپایی برای استخراج ویژگی‌های مودال مانند شکل‌های حالت و فرکانس‌ها تحت شرایط ارتعاش محیطی معرفی کردند. در این کار، یک ANN پیشخور چند لایه برای شناسایی و مکان‌یابی آسیب استفاده شد. لی و کیم<sup>۱۶۴</sup> [۲۰۹] روش ANN پیشخور چندلایه را بر اساس ویژگی‌های مودال، برای

152 Pillai and Krishnapillai

153 Chung et al.

154 Kao and Hung

155 Beheshti Aval et al.

156 Machavaram and Shankar

157 Ching-Tai

158 Bakhary et al.

159 Mousavi et al.

160 Osornio-Rios et al.

161 Povich and Lim

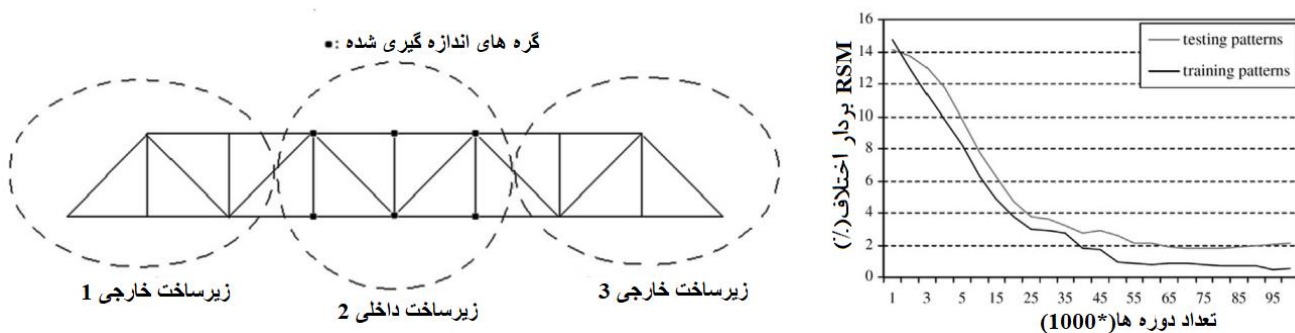
162 Sharma and Sen

163 Mehrjoo et al.

164 Lee and Kim

تشخیص آسیب و محلی سازی تأیید کردند. راستی آزمایی های تحلیلی و تجربی بر اساس کاهش سختی شبیه سازی شده در یک مدل FE از یک سازه پل واقعی گزارش شد. نتایج کرنش برای نشان دادن عملکرد بهتر از پاسخ ارتعاشی گزارش شد و عملکرد کلی روش به ویژه برای موارد آسیب بزرگتر امیدوارکننده بود. یک شبکه عصبی مصنوعی کارآمد برای تشخیص آسیب در پل ها و سازه های تیرمانند با بهبود پارامترهای آموزشی با استفاده از الگوریتم جست و جوی فاخته توسط ترن و همکاران<sup>۱۶۵</sup> بیان شد [۲۰۵]. تشخیص آسیب احتمالی یک مدل پل خرابایی فولادی با طراحی بهینه شبکه عصبی بیزی توسط بین و زو<sup>۱۶۶</sup> انجام شد [۲۱۰]. مشایخی و همکارانش<sup>۱۶۷</sup> به تشخیص ترک خستگی در اجزای سازه های جوشی پل های فولادی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند [۲۱۱].

مهرجو و همکاران [۲۰۸] یک تکنیک SDD مبتنی بر ANN را بر روی یک پل خرابایی ساده و خرپا پل لوئیزویل<sup>۱۶۸</sup> پیشنهاد کرد که در آن ویژگی های مودال از پاسخ شتاب استخراج شده و به عنوان ویژگی های حساس به آسیب استفاده می شود. چهار حالت خمشی اول برای فرآیند آموزش خرپای ساده و پنج حالت اول برای فرآیند آموزش پل لوئیزویل استفاده شد. منحنی یادگیری برای خرپای پل لوئیزویل در شکل ۱۴ نشان داده شده است. بر اساس این شکل، بردار اختلاف RMS برای الگوهای آموزش و آزمایش با افزایش تعداد دوره ها کاهش می یابد. با این حال، بردار اختلاف RMS برای آزمایش الگوها پس از ۷۵ هزار دوره شروع به افزایش بسیار کمی می کند. دلیل این امر این است که شبکه بیش از حد آموزش دیده و زمانی که تعداد دوره ها از یک حد خاص فراتر رود، کلیت خود را از دست می دهد. ترابی و همکاران<sup>۱۶۹</sup>، یک روش کارآمد مبتنی بر شبکه های عصبی در هم تنیده برای شناسایی خسارت در یک پل کابلی واقعی با استفاده از تابع آدام و گرادین کاهشی ارائه کردند. آنها از یک شبکه کوچک با تعداد لایه های کم استفاده کردند که نیاز به داده کمتر داشته و آموزش آن بسیار ساده تر است و داده های ورودی بر خلاف روش های پیشین، بدون هیچ تغییر اولیه وارد شبکه شدند [۲۱۲].



شکل ۱۴: خرپا پل لوئیزویل (سمت چپ) و تغییرات بردار اختلاف RMS خروجی برای الگوهای یادگیری و آزمایش (راست) مهرجو و همکاران [۲۰۸].

۴-۲-۵- صفحه

تکنیک های ML، به ویژه ANN، به طور گسترده برای مسائل معکوس استفاده می شود. در میان آنها، ANN با یک شبکه کم عمق<sup>۱۷۰</sup> محبوب ترین برنامه است. این شبکه تنها با یک لایه پنهان قابل توجه است؛ بنابراین، به اصطلاح شبکه کم عمق نامیده می شود. شبکه کم عمق، برای تعیین آسیب بر اساس ویژگی های آماری پاسخ های دینامیکی سازه استفاده می شود [۲۱۳]. اسلام و کریگ<sup>۱۷۱</sup> [۲۱۴]

<sup>165</sup> Tran-Ngoc et al.

<sup>166</sup> Yin and Zhu

<sup>167</sup> Mashayekhi et al.

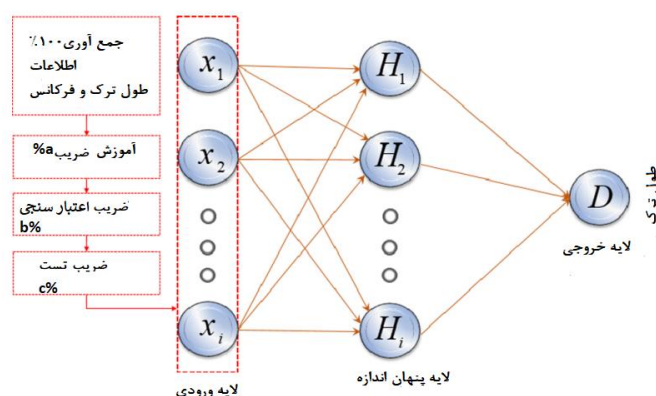
<sup>168</sup> Louisville Bridge truss

<sup>169</sup> Torabi et al.

<sup>170</sup> shallow network

<sup>171</sup> Islam and Craig

از یک شبکه عصبی پس انتشار<sup>۱۷۲</sup> برای تعیین کمیت و محلی سازی لایه لایه شدن در ورقه های کامپوزیتی هوشمند استفاده کردند. شبکه عصبی با ۵ فرکانس مودال اول به عنوان ویژگی های حساس به آسیب آموزش داده شد و شبکه آموزش دیده با موارد دیده نشده لایه لایه شدن در مکان های مختلف آزمایش شد. سونگ و همکاران<sup>۱۷۳</sup> [۲۱۵] شبکه عصبی را با الگوریتم لونیگ-مارکوارت و روش تعمیم برای مکان یابی دقیق و قابل اعتماد آسیب ضربه با سرعت پایین در ورقه های کامپوزیتی هوشمند ترکیب کرد. شبکه عصبی با زمان رسیدن افتراقی امواج صوتی تولید شده توسط ضربه به حسگرهای PZT به عنوان ورودی به شبکه و محل ضربه به عنوان خروجی هدف، آموزش داده شد. خطیر و همکارانش<sup>۱۷۴</sup> [۲۱۶] تکنیک ANN بهبود یافته همراه با الگوریتم Jaya برای شناسایی ترک در صفحات با استفاده از XIGA و تجزیه و تحلیل تجربی مورد بررسی قرار دادند که نتایج نشان داد که برنامه پیشنهادی قادر به پیش بینی تمام سناریوهای در نظر گرفته شده و شناسایی دقیق طول ترک است. در مقاله آنها، به منظور مقابله با مشکلات پیش بینی طول ترک شامل داده های فرکانس ورودی و داده های خروجی متناظر طول ترک، از یک مدل یادگیری نظارت شده استفاده شد. مدل یادگیری نظارت شده شامل دو ویژگی اصلی یعنی رگرسیون و طبقه بندی بود؛ در حالی که از ویژگی رگرسیون برای پیش بینی نتایج خروجی مورد استفاده قرار می گرفت، ویژگی طبقه بندی برای دسته بندی آنها اعمال شد. ساختار ML شامل سه لایه، لایه های پنهان، ورودی و خروجی بود که تعداد نورون ها در هر لایه بستگی به مسائل خاصی دارد که باید حل شوند. شرح ساختاری ANN در این مقاله، در شکل ۱۵ توضیح داده شده است. شکل ۱۶ تعدادی از مقالات منتشر شده در زمینه شناسایی ترک در صفحه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را در طی سال های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۲ بیان می کند.



شکل ۱۵: ساختار شبکه عصبی برای شناسایی ترک [۲۱۶].

## ۵-۲-۵ سایر سازه ها

در مقاله پاور و همکاران<sup>۱۷۵</sup> [۲۱۷]، یک روش ترکیبی از تحلیل فوریه فضایی و شبکه های عصبی معرفی شد. نویسندگان از یک مدل ۵ درجه آزادی با تغییر سختی شبیه سازی شده برای آسیب در شرایط ارتعاش آزاد استفاده کردند. نویسندگان یک روش مبتنی بر ارتعاش برای SDD و مکان یابی آسیب در تیرهای دوسرگردار با استفاده از یک شاخص آسیب در قالب بردار ضرایب فوریه ایجاد کردند. تحلیل فوریه فضایی برای شناسایی اشکال مد (ویژگی های استخراج شده) بر اساس پاسخ شتاب آزاد تیر انجام شد. یک MLP آموزش داده شد و برای پردازش اشکال حالت استخراج شده (فقط سه حالت خمشی اول، همانطور که در شکل ۱۷ نشان داده شده است) برای یافتن محل آسیب استفاده شد. این روش به صورت تحلیلی با استفاده از مدل FE از تیر دوسرگردار تأیید شد. ANN های پیشخور چندلایه در

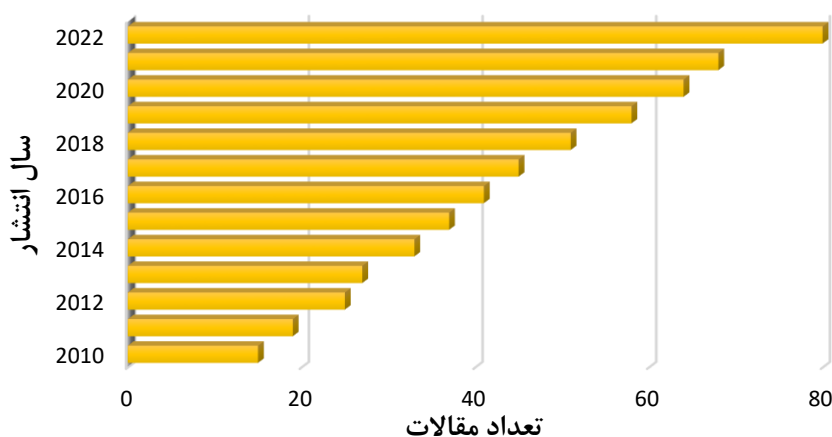
172 Backpropagation

173 Sung et al.

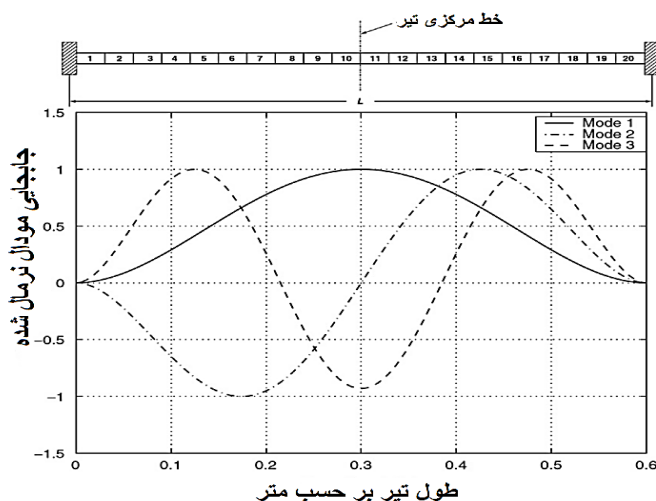
174 Khatir et al.

175 Pawar et al.

یک سازه تحلیلی چند طبقه در تحقیقات یوئن و لام<sup>۱۷۶</sup> برای تشخیص آسیب و محلی سازی استفاده شدند [۲۱۸]. روش تشخیص آسیب شامل دو مرحله و یک رویکرد ANN بیزی است. آنها تعداد متفاوتی از نورون‌های پنهان را برای تعیین تعداد بهینه آزمایش کردند. پارامترهای مودال برای ویژگی‌های استخراج شده با استفاده از سازه ۵ درجه آزادی تحت شرایط ارتعاش محیطی استفاده شد. ترکیبی از دو شبکه عصبی مصنوعی در تحقیقات گونزالس و زاپیکو<sup>۱۷۷</sup> [۲۱۹] برای شناسایی و محلی سازی آسیب استفاده شد. نویسندگان یک روش پارامتریک بر اساس رویکرد ML تحت بارگذاری لرزه‌ای با در نظر گرفتن سختی اولیه سازه به عنوان مبنا معرفی کردند. یک مدل ساختمان با ۵ درجه آزادی برای مشاهده تغییرات در جرم و سختی سازه بر اساس تغییرات پارامتر مودال (فقط با در نظر گرفتن سه حالت ارتعاش) مورد مطالعه قرار گرفت. زمانی که از نتایج مدل المان محدود برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه پیشخور استفاده شد، پیش‌بینی آسیب رضایت‌بخشی انجام شد.



شکل ۱۶: تعداد مقالات منتشر شده در سال‌های ۲۰۱۰-۲۰۲۲.



شکل ۱۷: تیر دوسرگیردار و سه حالت خمشی اول مورد استفاده در تحقیق پوار و همکاران<sup>۱۷۸</sup> [۲۱۷].

176 Yuen and Lam

177 González and Zapico

178 Pawar et al.

## ۶- نتیجه گیری

نظارت بر سازه از آنجایی که سلامت و ایمنی سازه‌ها به نظارت بر وقوع، شکل‌گیری و انتشار آسیب‌های سازه‌ای بستگی دارد، کانون دائمی تحقیقات بوده است. مطالعات متعددی در مورد روش‌های تشخیص آسیب سازه مبتنی بر ارتعاش برای شناسایی و کمیت آسیب سازه منتشر شده است. این مقاله یک مرور جامع از روش‌های تشخیص آسیب سازه‌ای مورد استفاده برای سازه‌های مهندسی عمران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را ارائه می‌کند. مطابق مروری جامع که انجام شده است، می‌توان گفت طیف گسترده‌ای از تکنیک‌ها برای شناسایی آسیب‌ها وجود دارد. هر تکنیک به طور خاص دارای مزایا و معایب خود است و به طور کلی هیچ تکنیک کلی وجود ندارد که به طور موثر بیش از یک مسئله خاص را برطرف کند. در نهایت می‌توان گفت که چالش بزرگ در جامعه SHM، پس از شناسایی مسئله خاص تشخیص آسیب، تنظیم پارامترهای روش به کار گرفته شده به گونه‌ای است که بیشترین کارایی را در تشخیص و شناسایی آسیب‌ها ارائه دهد. یعنی در چند کلمه، هیچ روشی وجود ندارد که بهتر از دیگری باشد، همه اینها به ماهیت مسئله خاص بستگی دارد. با این حال، با استفاده صحیح از الگوریتم‌ها و بهبود عدم قطعیت‌ها، می‌توان از بسیاری از نتایج مثبت و منفی کاذب جلوگیری کرد. بر اساس بررسی ادبیات انجام شده در این مقاله، موارد زیر را می‌توان به عنوان نتایج عمده خلاصه کرد:

۱. بیشتر مطالعات بر روی کاربردهای ML برای تشخیص آسیب مبتنی بر ارتعاش بر ویژگی‌های مودال (فرکانس‌های طبیعی، نسبت‌های میرایی، شکل‌های مودی) به عنوان ویژگی‌های حساس به آسیب متکی بودند. با این حال، تحقیقات اخیر نشان می‌دهد که چنین ویژگی‌هایی ممکن است گزینه خوبی نباشند، زیرا تحت تأثیر عواملی غیر از آسیب‌های سازه‌ای مانند تغییرات در شرایط دما و رطوبت هستند. یکی دیگر از مشکلات مرتبط با ویژگی مودال، حساسیت کم آنها به انواع خاصی از آسیب‌های سازه‌ای است؛ بنابراین، توصیه می‌شود استفاده از ویژگی‌های مودال به عنوان ویژگی‌های حساس به آسیب در رویکردهای تشخیص آسیب کلی مبتنی بر ML اجتناب شود.
۲. یکی از راه‌حل‌های توصیه شده، تحقیق در مورد امکان آموزش طبقه‌بندی کننده‌ها با استفاده از داده‌های واقعی از سازه آسیب دیده همراه با داده‌های شبیه‌سازی شده برای سناریوهای آسیب است. داده‌های شبیه‌سازی شده را می‌توان به صورت عددی با استفاده از یک مدل دقیق المان محدود یا به صورت تجربی با استفاده از یک مدل آزمایشگاهی کوچک شده سازه نظارت شده به دست آورد. این امر، نیاز به داشتن داده‌های آسیب‌دیده از یک سازه سالم را از بین می‌برد.
۳. یک راه‌حل دیگر، استفاده از الگوریتم‌های نیمه‌نظارت شده و/یا بدون نظارت ML است که می‌تواند بر روی داده‌های ارتعاشی با حداقل برچسب یا بدون برچسب کار کند. در حال حاضر، تنها تحقیقات بسیار کمی برای استفاده از رویکردهای بدون نظارت در محدوده تشخیص آسیب سازه‌ای وجود دارد. تلاش‌های تحقیقاتی بیشتری باید به سمت توسعه روش‌های جدید تشخیص آسیب مبتنی بر ارتعاش بدون نظارت هدایت شود.

## مراجع

- [1] Balageas, D., C.-P. Fritzen, and A. Güemes, (2010). *Structural health monitoring*. John Wiley & Sons.
- [2] Ali, L., et al. (2021). *Performance evaluation of deep CNN-based crack detection and localization techniques for concrete structures*. *Sensors*, 21(5), 1688.
- [3] Cosenza, E. and G. Manfredi. (2000). *Damage indices and damage measures*. *Progress in Structural Engineering and Materials*, 2(1), 50-59.
- [4] Frangopol, D.M. and J.P. Curley. (1987). *Effects of damage and redundancy on structural reliability*. *Journal of structural engineering*, 113(7), 1533-1549.
- [5] Farrar, C.R. and K. Worden. (2007). *An introduction to structural health monitoring*. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 365(1851), 303-315.
- [6] Çatbaş, F.N., T. Kijewski-Correa, and A.E. Aktan. (2013). *Structural identification of constructed systems: approaches, methods, and technologies for effective practice of St-Id*. In: American Society of Civil Engineers.
- [7] Farrar, C.R. and K. Worden, (2012). *Structural health monitoring: a machine learning perspective*. John Wiley & Sons.

- [8]Ali,L., et al. (2021). *A Deep Learning-Based Multi-Model Ensemble Method for Crack Detection in Concrete Structures*.In: IAARC Publications.
- [9]Chen, H.-P. (2018). *Structural health monitoring of large civil engineering structures*.
- [10]Gopalakrishnan, S., M. Ruzzene, and S. Hanagud, *Computational techniques for damage detection, classification and quantification*, in *Computational techniques for structural health monitoring*. (2011). Springer. p. 407-461.
- [11]Rytter, A. (1993). *Vibrational based inspection of civil engineering structures*.
- [12]Agdas, D., et al. (2016). *Comparison of visual inspection and structural-health monitoring as bridge condition assessment methods*. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 30(3), 04015049.
- [13]Rafiei, M.H. and H. Adeli. (2017). *A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures*. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, 26(18), e1400.
- [14]Ochieng, F.X., et al. (2018). *Novel non-contact deformation health monitoring of towers and rotating composite based wind turbine blades using interferometric ground-based radar*.
- [15]Oliveira, S. and A. Alegre, *Seismic and structural health monitoring of dams in Portugal*, in *Seismic Structural Health Monitoring*. (2019). Springer. p. 87-113.
- [16]Manuello, A., G. Niccolini, and A. Carpinteri. (2019). *AE monitoring of a concrete arch road tunnel: Damage evolution and localization*. *Engineering Fracture Mechanics*, 210, 279-287.
- [17]Flah, M., et al. (2021). *Machine learning algorithms in civil structural health monitoring: a systematic review*. *Archives of computational methods in engineering*, 28(4), 2621-2643.
- [18]Lifshitz, J.M. and A. Rotem. (1969). *Determination of reinforcement unbonding of composites by a vibration technique*. *Journal of Composite Materials*, 3(3), 412-423.
- [19]Doebling, S.W., C.R. Farrar, and M.B. Prime. (1998). *A summary review of vibration-based damage identification methods*. *Shock and vibration digest*, 30(2), 91-105.
- [20]Salawu, O. (1997). *Detection of structural damage through changes in frequency: a review*. *Engineering structures*, 19(9), 718-723.
- [21]Fu, Y., et al. (2016). *A two-step approach for damage identification in plates*. *Journal of Vibration and Control*, 22(13), 3018-3031.
- [22]Kawiecki, G. (2001). *Modal damping measurement for damage detection*. *Smart Materials and Structures*, 10(3), 466.
- [23]Li, Y., et al. (2002). *Identification of damage locations for plate-like structures using damage sensitive indices: strain modal approach*. *Computers & structures*, 80(25), 1881-1894.
- [24]Abdeljaber, O., et al. (2017). *Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks*. *Journal of Sound and Vibration*, 388, 154-170.
- [25]Bovsunovsky, A. (2018). *Estimation of efficiency of vibration damage detection in stepped shaft of steam turbine*. *Electric Power Systems Research*, 154, 381-390.
- [26]de Azevedo, H.D., et al. (2017). *Vibration monitoring, fault detection, and bearings replacement of a real wind turbine*. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 39(10), 3837-3848.
- [27]Park, H.S. and B.K. Oh. (2018). *Damage detection of building structures under ambient excitation through the analysis of the relationship between the modal participation ratio and story stiffness*. *Journal of Sound and Vibration*, 418, 122-143.
- [28]Souza, P.R. and E.G.O. Nóbrega. (2017). *An effective structural health monitoring methodology for damage isolation based on multisensor arrangements*. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 39(4), 1351-1363.
- [29]Tributsch, A. and C. Adam. (2018). *An enhanced energy vibration-based approach for damage detection and localization*. *Structural Control and Health Monitoring*, 25(1), e2047.
- [30]Yin, T., Q.-H. Jiang, and K.-V. Yuen. (2017). *Vibration-based damage detection for structural connections using incomplete modal data by Bayesian approach and model reduction technique*. *Engineering Structures*, 132, 260-277.
- [31]Zhang, W., et al. (2017). *Damage detection in bridge structures under moving loads with phase trajectory change of multi-type vibration measurements*. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 87, 410-425.
- [32]Qiao, P., et al. (2007). *Curvature mode shape-based damage detection in composite laminated plates*. *Composite Structures*, 80(3), 409-428.
- [33]Hu, H. and C. Wu. (2009). *Development of scanning damage index for the damage detection of plate structures using modal strain energy method*. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23(2), 274-287.
- [34]Chou, J.-H. and J. Ghaboussi. (2001). *Genetic algorithm in structural damage detection*. *Computers & structures*, 79(14), 1335-1353.
- [35]Buda, G. and S. Caddemi. (2007). *Identification of concentrated damages in Euler-Bernoulli beams under static loads*. *Journal of Engineering Mechanics*, 133(8), 942-956.
- [36]Wang, Y., et al. (2010). *A method to identify damage of roof truss under static load using genetic algorithm*. Location: Springer. pages.



- [37]Cawley, P. and R.D. Adams. (1979). *The location of defects in structures from measurements of natural frequencies. The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*, 14(2), 49-57.
- [38]Jeyasehar, C.A. and K. Sumangala. (2006). *Damage assessment of prestressed concrete beams using artificial neural network (ANN) approach. Computers & Structures*, 84(26), 1709-1718.
- [39]Lee, J. (2009). *Identification of multiple cracks in a beam using natural frequencies. Journal of sound and vibration*, 320(3), 482-490.
- [40]Worden, K., et al. (2009). *Optimization techniques for damage detection. Encyclopedia of Structural Health Monitoring*.
- [41]Ju, F.D. and M. Mimovich. (1988). *Experimental diagnosis of fracture damage in structures by the modal frequency method*.
- [42]Law, S., L. Xun, and H. Ward. (1990). *A vibration technique for structural stiffness identification. Proceedings, International Conference on Vibration Problems in Engineering*.
- [43]Moradalizadeh, M., (1990), *Evaluation of crack defects in framed structures using resonant frequency techniques*, University of Newcastle upon Tyne.
- [44]Ågårdh, L. (1991). *Modal analyses of two concrete bridges in Sweden. Structural Engineering International*, 1(4), 35-39.
- [45]Hassiotis, S. and G.D. Jeong. (1995). *Identification of stiffness reductions using natural frequencies. Journal of engineering mechanics*, 121(10), 1106-1113.
- [46]Wang, Z., R. Lin, and M. Lim. (1997). *Structural damage detection using measured FRF data. Computer methods in applied mechanics and engineering*, 147(1-2), 187-197.
- [47]Sampaio, R., N. Maia, and J. Silva. (1999). *Damage detection using the frequency-response-function curvature method. Journal of Sound and Vibration*, 226(5), 1029-1042.
- [48]Cornwell, P., S.W. Doebling, and C.R. Farrar. (1999). *Application of the strain energy damage detection method to plate-like structures. Journal of Sound and Vibration*, 224(2), 359-374.
- [49]Dos Santos, J.A., et al. (2000). *Development of a numerical model for the damage identification on composite plate structures. Composite Structures*, 48(1-3), 59-65.
- [50]Yam, L., Y. Li, and W.O. Wong. (2002). *Sensitivity studies of parameters for damage detection of plate-like structures using static and dynamic approaches. Engineering structures*, 24(11), 1465-1475.
- [51]Kim, J.-T., et al. (2003). *Damage identification in beam-type structures: frequency-based method vs mode-shape-based method. Engineering structures*, 25(1), 57-67.
- [52]Maia, N., et al. (2003). *Damage detection in structures: from mode shape to frequency response function methods. Mechanical systems and signal processing*, 17(3), 489-498.
- [53]Ge, M. and E.M. Lui. (2005). *Structural damage identification using system dynamic properties. Computers & Structures*, 83(27), 2185-2196.
- [54]Yan, Y., et al. (2006). *FEM modeling method of damage structures for structural damage detection. Composite Structures*, 72(2), 193-199.
- [55]Ismail, Z., H. Abdul Razak, and A.G. Abdul Rahman. (2006). *Determination of damage location in RC beams using mode shape derivatives. Engineering Structures*, 28(11), 1566-1573.
- [56]Bayissa, W. and N. Haritos. (2007). *Structural damage identification in plates using spectral strain energy analysis. Journal of Sound and Vibration*, 307(1-2), 226-249.
- [57]Curadelli, R., et al. (2008). *Damage detection by means of structural damping identification. Engineering Structures*, 30(12), 3497-3504.
- [58]Frizzarin, M., et al. (2010). *Damage detection based on damping analysis of ambient vibration data. 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*, 17(4), 368-385.
- [59]Hu, H. and J. Wang. (2009). *Damage detection of a woven fabric composite laminate using a modal strain energy method. Engineering Structures*, 31(5), 1042-1055.
- [60]Esfandiari, A., et al. (2009). *Structural model updating using frequency response function and quasi-linear sensitivity equation. Journal of Sound and Vibration*, 326(3-5), 557-573.
- [61]Fan, W. and P. Qiao. (2012). *A strain energy-based damage severity correction factor method for damage identification in plate-type structures. Mechanical Systems and Signal Processing*, 28, 660-678.
- [62]Seyedpoor, S.M. (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.
- [63]Zhang, Y., et al. (2013). *Damage detection in plates structures based on frequency shift surface curvature. Journal of Sound and Vibration*, 332(25), 6665-6684.
- [64]Rucevskis, S., et al. (2016). *Mode shape-based damage detection in plate structure without baseline data. Structural Control and Health Monitoring*, 23(9), 1180-1193.

- [65] Sohn, H., et al. (2002). *A Review of Structural Health Monitoring Literature 1996-2001*.
- [66] Friswell, M., J. Penny, and S. Garvey. (1998). *A combined genetic and eigensensitivity algorithm for the location of damage in structures*. *Computers & Structures*, 69(5), 547-556.
- [67] Xia, Y. and H. Hao. (2001). *A genetic algorithm for structural damage detection based on vibration data*. Location: Society for Experimental Mechanics.
- [68] Jafarkhani, R. and S.F. Masri. (2011). *Finite element model updating using evolutionary strategy for damage detection*. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 26(3), 207-224.
- [69] Mohan, S., D.K. Maiti, and D. Maity. (2013). *Structural damage assessment using FRF employing particle swarm optimization*. *Applied Mathematics and Computation*, 219(20), 10387-10400.
- [70] Braun, C.E., L.D. Chiwiacowsky, and A.T. Gómez. (2015). *Variations of Ant Colony Optimization for the Solution of the Structural Damage Identification Problem*. *Procedia Computer Science*, 51, 875-884.
- [71] Cha, Y.J. and O. Buyukozturk. (2015). *Structural damage detection using modal strain energy and hybrid multiobjective optimization*. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 30(5), 347-358.
- [72] Vo-Duy, T., et al. (2016). *Damage detection in laminated composite plates using modal strain energy and improved differential evolution algorithm*. *Procedia engineering*, 142, 182-189.
- [73] Gomes, G.F. (2016). *Structural Damage Localization i Method and Optimization Algorithm*. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 10(14), 124-131.
- [74] Gomes, G., et al. (2016). *Damage detection in composite materials via optimization techniques based on dynamic parameters changes*. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 6(5), 157-166.
- [75] Gomes, G.F., et al. (2018). *A numerical-experimental study for structural damage detection in CFRP plates using remote vibration measurements*. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 8(1), 33-47.
- [76] Dayal, R.P. and C. Sasanka. (2011). *Analysis of smart crack detection methodologies in various structures*. *Journal of Engineering and Technology Research*, 3(5), 139-147.
- [77] Rosales, M.B., C.P. Filipich, and F.S. Buezas. (2009). *Crack detection in beam-like structures*. *Engineering Structures*, 31(10), 2257-2264.
- [78] Sutar, M.K. and D. Parhi. (2010). *Smart detection of damage in a cracked cantilever beam using artificial intelligence*. *Noise & Vibration Worldwide*, 41(5), 26-36.
- [79] Baviskar, P.R. and V.B. Tungikar. (2013). *Multiple cracks assessment using natural frequency measurement and prediction of crack properties by artificial neural network*. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 54, 23-38.
- [80] Thatoi, D., et al. (2014). *Comparison of CFBP, FFBP, and RBF networks in the field of crack detection*. *Modelling and Simulation in Engineering*, 2014.
- [81] Gidiagba, J.O., L. Tartibu, and M.O. Okwu. (2022). *Crack Detection on a Structural Beam: A Simplified Analytical Method Based on Artificial Neural Network Model*.
- [82] Tan, Z.X., et al. (2017). *Detecting damage in steel beams using modal strain energy based damage index and Artificial Neural Network*. *Engineering Failure Analysis*, 79, 253-262.
- [83] Kazemi, M.A., et al. (2011). *Detection of multiple cracks in beams using particle swarm optimization and artificial neural network*.
- [84] Khatir, A., et al. (2022). *Vibration-based crack prediction on a beam model using hybrid butterfly optimization algorithm with artificial neural network*. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*.
- [85] Zhang, G., et al. (2020). *Reinforced concrete deep beam shear strength capacity modelling using an integrative bio-inspired algorithm with an artificial intelligence model*. *Engineering with Computers*, 1-14.
- [86] Hoshyar, A.N., et al. (2020). *Structural damage detection and localization using a hybrid method and artificial intelligence techniques*. *Structural Health Monitoring*, 19(5), 1507-1523.
- [87] Shokri, M. and K. Tavakoli. (2019). *A review on the artificial neural network approach to analysis and prediction of seismic damage in infrastructure*. *International Journal of Hydromechatronics*, 4, 178-196.
- [88] Maurya, M., R. Mishra, and I. Panigrahi. (2018). *Multi crack detection in structures using artificial neural network*. IOP Publishing.
- [89] Aravind, N., S. Nagajothi, and S. Elavenil. (2021). *Machine learning model for predicting the crack detection and pattern recognition of geopolymer concrete beams*. *Construction and Building Materials*, 297, 123785.
- [90] Park, S.E., S.-H. Eem, and H. Jeon. (2020). *Concrete crack detection and quantification using deep learning and structured light*. *Construction and Building Materials*, 252, 119096.
- [91] Ye, X.-W., T. Jin, and P.-Y. Chen. (2019). *Structural crack detection using deep learning-based fully convolutional networks*. *Advances in Structural Engineering*, 22(16), 3412-3419.
- [92] Alipour, M. and D.K. Harris. (2020). *Increasing the robustness of material-specific deep learning models for crack detection across different materials*. *Engineering Structures*, 206, 110157.
- [93] Wang, S., C. Liu, and Y. Zhang. (2022). *Fully convolution network architecture for steel-beam crack detection in fast-stitching images*. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 165, 108377.

- [94] Bayar, G. and T. Bilir. (2019). *A novel study for the estimation of crack propagation in concrete using machine learning algorithms. Construction and Building Materials*, 215, 670-685.
- [95] Veitch-Michaelis, J., et al. (2016). *Crack detection in "as-cast" steel using laser triangulation and machine learning. IEEE*.
- [96] Wu, X. and X. Liu. (2021). *Building crack identification and total quality management method based on deep learning. Pattern Recognition Letters*, 145, 225-231.
- [97] Pedrycz, W. (1990). *Fuzzy sets in pattern recognition: methodology and methods. Pattern recognition*, 23(1-2), 121-146.
- [98] Torkzadeh, P., H. Fathnejat, and R. Ghiasi. (2016). *Damage detection of plate-like structures using intelligent surrogate model. Smart Structures and Systems*, 18(6), 1233-1250.
- [99] Zenzen, R., et al. (2018). *A damage identification technique for beam-like and truss structures based on FRF and Bat Algorithm. Comptes Rendus Mécanique*, 346(12), 1253-1266.
- [100] Ghiasi, R., H. Fathnejat, and P. Torkzadeh. (2019). *A three-stage damage detection method for large-scale space structures using forward substructuring approach and enhanced bat optimization algorithm. Engineering with Computers*, 35(3), 857-874.
- [101] Su, Y., L. Liu, and Y. Lei. (2021). *Structural Damage Identification Using a Modified Directional Bat Algorithm. Applied Sciences*, 11(14), 6507.
- [102] Moezi, S.A., et al. (2015). *On the application of modified cuckoo optimization algorithm to the crack detection problem of cantilever Euler-Bernoulli beam. Computers & Structures*, 157, 42-50.
- [103] Xu H. J., L.J.K., Lu Z. R. Structural damage identification based on Cuckoo search algorithm. *Mathematical Models in Engineering*, Vol. 1, Issue 1, 2015, p. 1-11.
- [104] Jr., et al., (2014). *Stochastic system identification and damage detection using firefly algorithm. International Journal of Lifecycle Performance Engineering*, 1(4), 357-379.
- [105] Mirzabeigy, A. and R. Madoliat. (2015). *Application of elastic support assumption for accuracy improvement of crack detection in beams using firefly algorithm. Journal of Solid and Fluid Mechanics*, 5(4), 105-115.
- [106] Khatir, A., Tehami, M., Khatir, S., & Abdel Wahab, M. (2016). Multiple damage detection and localization in beam-like and complex structures using co-ordinate modal assurance criterion combined with firefly and genetic algorithms. *Journal of Vibroengineering*, 18(8), 5063-5073. .
- [107] Huang, M., Y. Lei, and S. Cheng. (2019). *Damage identification of bridge structure considering temperature variations based on particle swarm optimization - cuckoo search algorithm. Advances in Structural Engineering*, 22(15), 3262-3276.
- [108] Baghmisheh, M.V., et al. (2012). *A hybrid particle swarm-Nelder-Mead optimization method for crack detection in cantilever beams. Applied Soft Computing*, 12(8), 2217-2226.
- [109] Kaveh, A., S. Javadi, and M. Maniat. (2014). *Damage assessment via modal data with a mixed particle swarm strategy, ray optimizer, and harmony search*.
- [110] Ghannadiasl, A. and S. Ghaemifard. (2022). *Crack detection of the cantilever beam using new triple hybrid algorithms based on Particle Swarm Optimization. Frontiers of Structural and Civil Engineering*.
- [111] Saadatmorad, M., et al., *Genetic and Particle Swarm Optimization Algorithms for Damage Detection of Beam-like Structures Using Residual Force Method, Structural Health Monitoring and Engineering Structures*. (2021). Springer. p. 143-157.
- [112] Zhang, X., et al. (2016). *Multivariable wavelet finite element-based vibration model for quantitative crack identification by using particle swarm optimization. Journal of Sound and Vibration*, 375, 200-216.
- [113] Benaissa, B., et al. (2021). *YUKI Algorithm and POD-RBF for Elastostatic and dynamic crack identification. Journal of Computational Science*, 55, 101451.
- [114] Fathi, H., et al. (2021). *A new approach for crack detection in plate structures using an integrated extended finite element and enhanced vibrating particles system optimization methods. Structures*, 29, 638-651.
- [115] Al Thobiani, F., et al. (2022). *A hybrid PSO and Grey Wolf Optimization algorithm for static and dynamic crack identification. Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 118, 103213.
- [116] Siddique, N. and H. Adeli, (2013). *Computational intelligence: synergies of fuzzy logic, neural networks and evolutionary computing*. John Wiley & Sons.
- [117] Bezdek, J.C., (1994 published), *What is computational intelligence?*, USDOE Pittsburgh Energy Technology Center (PETC), PA (United States).
- [118] Nilsson, N.J. and N.J. Nilsson, (1998). *Artificial intelligence: a new synthesis*. Morgan Kaufmann.
- [119] Alvarado, M. (1999). *Computational intelligence: a logical approach. Computación y Sistemas*, 2(002).
- [120] Kurzweil, R., (2000). *The age of spiritual machines: When computers exceed human intelligence*. Penguin.
- [121] Luger, G.F., (2005). *Artificial intelligence: structures and strategies for complex problem solving*. Pearson education.
- [122] Brooks, R.A. (1991). *Intelligence without representation. Artificial intelligence*, 47(1-3), 139-159.

- [123]Brooks, R.A. (1991). *New approaches to robotics*. Science, 253(5025), 1227-1232.
- [124]Wu, X. (2004). *Data mining: artificial intelligence in data analysis*. IEEE.
- [125]Pao, Y. (1989). *Adaptive pattern recognition and neural networks*.
- [126]Weiss, G., (1999). *Multiagent systems: a modern approach to distributed artificial intelligence*. MIT press.
- [127]Omar, T. and M.L. Nehdi. (2016). *Mat-713: evaluation of ndt techniques for concrete bridge decks using fuzzy analytical hierarchy process*.
- [128]Amezquita-Sanchez, J.P. and H. Adeli. (2016). *Signal processing techniques for vibration-based health monitoring of smart structures*. Archives of Computational Methods in Engineering, 23(1), 1-15.
- [129]Adeli, H. and S.-L. Hung, (1994). *Machine learning: neural networks, genetic algorithms, and fuzzy systems*. John Wiley & Sons.
- [130]Kicinger, R., T. Arciszewski, and K. De Jong. (2005). *Evolutionary computation and structural design: A survey of the state-of-the-art*. Computers & structures, 83(23-24), 1943-1978.
- [131]Liao, T.W., et al. (2011). *Metaheuristics for project and construction management—A state-of-the-art review*. Automation in construction, 20(5), 491-505.
- [132]Lu, P., S. Chen, and Y. Zheng. (2012). *Artificial intelligence in civil engineering*. Mathematical Problems in Engineering, 2012.
- [133]Shahin, M.A. (2013). *Artificial intelligence in geotechnical engineering: applications, modeling aspects, and future directions*. Metaheuristics in water, geotechnical and transport engineering, 169204.
- [134]Saka, M.P. and Z.W. Geem. (2013). *Mathematical and metaheuristic applications in design optimization of steel frame structures: an extensive review*. Mathematical problems in engineering, 2013.
- [135]212, A.C., (2010). *Report on Chemical Admixtures for Concrete*. American Concrete.
- [136]Mardani, A., A. Jusoh, and E.K. Zavadskas. (2015). *Fuzzy multiple criteria decision-making techniques and applications—Two decades review from 1994 to 2014*. Expert systems with Applications, 42(8), 4126-4148.
- [137]Penadés-Plà, V., et al. (2016). *A review of multi-criteria decision-making methods applied to the sustainable bridge design*. Sustainability, 8(12), 1295.
- [138]Amezquita-Sanchez, J.P., et al. (2016). *Neurocomputing in civil infrastructure*. Scientia Iranica, 23(6), 2417-2428.
- [139]Nasiri, S., M.R. Khosravani, and K. Weinberg. (2017). *Fracture mechanics and mechanical fault detection by artificial intelligence methods: A review*. Engineering Failure Analysis, 81, 270-293.
- [140]Zamarrón-Mieza, I., V. Yepes, and J.M. Moreno-Jiménez. (2017). *A systematic review of application of multi-criteria decision analysis for aging-dam management*. Journal of Cleaner Production, 147, 217-230.
- [141]Sierra, L.A., V. Yepes, and E. Pellicer. (2018). *A review of multi-criteria assessment of the social sustainability of infrastructures*. Journal of Cleaner Production, 187, 496-513.
- [142]Zavadskas, E.K., et al. (2017). *Sustainable decision-making in civil engineering, construction and building technology*. Sustainability, 10(1), 14.
- [143]Adeli, H. and C. Yeh. (1989). *Perceptron learning in engineering design*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 4(4), 247-256.
- [144]Adeli, H. (2001). *Neural networks in civil engineering: 1989–2000*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 16(2), 126-142.
- [145]Hajela, P. and L. Berke. (1991). *Neurobiological computational models in structural analysis and design*. Computers & Structures, 41(4), 657-667.
- [146]Wu, X., J. Ghaboussi, and J. Garrett Jr. (1992). *Use of neural networks in detection of structural damage*. Computers & structures, 42(4), 649-659.
- [147]Stephens, J.E. and R.D. VanLuchene. (1994). *Integrated assessment of seismic damage in structures*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 9(2), 119-128.
- [148]Berke, L., S. Patnaik, and P. Murthy. (1993). *Optimum design of aerospace structural components using neural networks*. Computers & structures, 48(6), 1001-1010.
- [149]Iranmanesh, A. and A. Kaveh. (1999). *Structural optimization by gradient-based neural networks*. International journal for numerical methods in engineering, 46(2), 297-311.
- [150]Kaveh, A., Y. Gholipour, and H. Rahami. (2008). *Optimal design of transmission towers using genetic algorithm and neural networks*. International Journal of Space Structures, 23(1), 1-19.
- [151]Goh, L., et al. (2013). *Prediction of unmeasured mode shape using artificial neural network for damage detection*. Jurnal Teknologi, 61(1).
- [152]Kasperkiewicz, J., J. Racz, and A. Dubrawski. (1995). *HPC strength prediction using artificial neural network*. Journal of Computing in Civil Engineering, 9(4), 279-284.
- [153]Papadrakakis, M., V. Papadopoulos, and N.D. Lagaros. (1996). *Structural reliability analysis of elastic-plastic structures using neural networks and Monte Carlo simulation*. Computer methods in applied mechanics and engineering, 136(1-2), 145-163.
- [154]Thai, H.-T. (2022). *Machine learning for structural engineering: A state-of-the-art review*.

- [155] Rosenblatt, F. (1958). *The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological review*, 65(6), 386.
- [156] Ivakhnenko, A.G. (1971). *Polynomial theory of complex systems. IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, (4), 364-378.
- [157] Broomhead, D.S. and D. Lowe, (1988 published), *Radial basis functions, multi-variable functional interpolation and adaptive networks*, Royal Signals and Radar Establishment Malvern (United Kingdom).
- [158] LeCun, Y., et al. (1998). *Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.
- [159] Elman, J.L. (1990). *Finding structure in time. Cognitive science*, 14(2), 179-211.
- [160] Hochreiter, S. and J. Schmidhuber. (1997). *Long short-term memory. Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- [161] Jang, J.-S. (1993). *ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685.
- [162] Schmidhuber, J. (2015). *Deep learning in neural networks: An overview. Neural networks*, 61, 85-117.
- [163] Ali, R., et al. (2022). *Structural crack detection using deep convolutional neural networks. Automation in Construction*, 133, 103989.
- [164] Khatir, A., et al. (2022). *Vibration-based crack prediction on a beam model using hybrid butterfly optimization algorithm with artificial neural network. Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 16(8), 976-989.
- [165] Liu, L. and G. Meng. (2005). *Crack detection in supported beams based on neural network and support vector machine*. Springer.
- [166] Okafor, A.C., K. Chandrashekhara, and Y. Jiang. (1996). *Delamination prediction in composite beams with built-in piezoelectric devices using modal analysis and neural network. Smart materials and structures*, 5(3), 338.
- [167] Naderpour, H., M. Mirrashid, and P. Parsa. (2021). *Failure mode prediction of reinforced concrete columns using machine learning methods. Engineering Structures*, 248, 113263.
- [168] Rucka, M. and K. Wilde. (2010). *Neuro-wavelet damage detection technique in beam, plate and shell structures with experimental validation. Journal of theoretical and applied mechanics*, 48(3), 579-604.
- [169] Joharzadeh, S., N. Khaji, and A. Bahreininejad. (2010). *Health Monitoring of Cracked Cantilever Beams Using Artificial Neural Networks Considering Nonlinear Crack Behavior. mdrsjrns*, 10(3), 0-0.
- [170] Jeyasehar, C.A. and K. Sumangala. (2006). *Damage assessment of prestressed concrete beams using artificial neural network (ANN) approach. Computers & structures*, 84(26-27), 1709-1718.
- [171] Ramadas, C., et al. (2008). *Detection of transverse cracks in a composite beam using combined features of lamb wave and vibration techniques in ANN environment. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, 1(4), 970.
- [172] Banerjee, A. and G. Pohit. (2011). *Comparison study of crack detection of cantilever beam using artificial neural network and wavelet transform. Journal of Mechatronics and Intelligent Manufacturing*, 2(3/4), 161.
- [173] Saeed, R.A., A.N. Galybin, and V. Popov. (2012). *Crack identification in curvilinear beams by using ANN and ANFIS based on natural frequencies and frequency response functions. Neural Computing and Applications*, 21(7), 1629-1645.
- [174] (2012). *Applying artificial neural network and wavelet analysis for multiple cracks identification in beams. International Journal of Vehicle Noise and Vibration*, 8(1), 51-59.
- [175] Nazari, F. and M.H. Abolbashari. (2013). *Double cracks identification in functionally graded beams using artificial neural network. Journal of Solid Mechanics*, 5(1), 14-21.
- [176] Sutar, M.K., S. Pattnaik, and J. Rana. (2015). *Neural Based Controller for Smart Detection of Crack in Cracked Cantilever Beam. Materials Today: Proceedings*, 2(4), 2648-2653.
- [177] Gaith, M., et al. (2015). *Neural Network usage in structural crack detection. Location.*, pages.
- [178] Gowd, B.P., K. Jayasree, and M.N. Hegde. (2018). *Comparison of artificial neural networks and fuzzy logic approaches for crack detection in a beam like structure. International Journal of Artificial Intelligence*, 9, 35-51.
- [179] Maurya, M., J. Sadarang, and I. Panigrahi. (2020). *Detection of crack in structure using dynamic analysis and artificial neural network. Engineering Solid Mechanics*, 8(3), 285-300.
- [180] Sahoo, S. and P.C. Jena. (2021). *Analysis of GFRP cracked cantilever beam using artificial neural network. Materials Today: Proceedings*, 44, 1788-1793.
- [181] Seguini, M., et al. (2022). *Crack prediction in beam-like structure using ANN based on frequency analysis. Frattura ed Integrità Strutturale*, 16(59), 18-34.
- [182] Umesha, P., R. Ravichandran, and K. Sivasubramanian. (2009). *Crack detection and quantification in beams using wavelets. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 24(8), 593-607.
- [183] Yan, G., S.J. Dyke, and A. Irfanoglu. (2012). *Experimental validation of a damage detection approach on a full-scale highway sign support truss. Mechanical systems and signal processing*, 28, 195-211.

- [184]De Lautour, O.R. and P. Omenzetter. (2009). *Prediction of seismic-induced structural damage using artificial neural networks. Engineering Structures*, 31(2), 600-606.
- [185]Vinayak, H.K., et al. (2010). *Neural network-based damage detection from transfer function changes. Journal of Earthquake Engineering*, 14(5), 771-787.
- [186]Morfidis, K. and K. Kostinakis. (2018). *Approaches to the rapid seismic damage prediction of r/c buildings using artificial neural networks. Engineering Structures*, 165, 120-141.
- [187]Morfidis, K. and K. Kostinakis. (2019). *Comparative evaluation of MFP and RBF neural networks' ability for instant estimation of r/c buildings' seismic damage level. Engineering Structures*, 197, 109436.
- [188]Shin, J., et al. (2020). *Multi-hazard assessment and mitigation for seismically-deficient RC building frames using artificial neural network models. Engineering Structures*, 207, 110204.
- [189]Rofooei, F., A. Kaveh, and F.M. Farahani. (2011). *Estimating the vulnerability of the concrete moment resisting frame structures using artificial neural networks. Iran University of Science & Technology*, 1(3), 433-448.
- [190]Zhao, J., J.N. Ivan, and J.T. DeWolf. (1998). *Structural damage detection using artificial neural networks. Journal of Infrastructure Systems*, 4(3), 93-101.
- [191]Szewczyk, Z.P. and P. Hajela. (1994). *Damage detection in structures based on feature-sensitive neural networks. Journal of computing in civil engineering*, 8(2), 163-178.
- [192]Pillai, P. and S. Krishnapillai. (2010). *A hybrid neural network strategy for identification of structural parameters. Structures & Infrastructure Engineering*, 6(3), 379-391.
- [193] Chang, M., J.K. Kim and J. Lee. (2019). *Hierarchical neural network for damage detection using modal parameters. Structural Engineering and Mechanics*, 70(4), 457-466.
- [194]Kao, C. and S.-L. Hung. (2003). *Detection of structural damage via free vibration responses generated by approximating artificial neural networks. Computers & Structures*, 81(28-29), 2631-2644.
- [195]Beheshti Aval, S.B., et al. (2020). *Damage detection of structures using signal processing and artificial neural networks. Advances in Structural Engineering*, 23(5), 884-897.
- [196]Machavaram, R. and K. Shankar. (2012). *Structural damage identification using improved RBF neural networks in frequency domain. Advances in Structural Engineering*, 15(10), 1689-1703.
- [197]Ng, C.-T. (2014). *Application of Bayesian-designed artificial neural networks in Phase II structural health monitoring benchmark studies. Australian Journal of Structural Engineering*, 15(1), 27-36.
- [198]Peng, J., et al. (2018). *Research on bridge crack detection with neural network based image processing methods. IEEE*.
- [199]Hakim, S. and H.A. Razak. (2013). *Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) and artificial neural networks (ANNs) for structural damage identification. Structural engineering and mechanics*, 45(6), 779-802.
- [200]Hakim, S. and H.A. Razak. (2013). *Structural damage detection of steel bridge girder using artificial neural networks and finite element models. Steel and Composite Structures*, 14(4), 367-377.
- [201]Neves, A.C., et al. (2017). *Structural health monitoring of bridges: a model-free ANN-based approach to damage detection. Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 7(5), 689-702.
- [202]Kostić, B. and M. Gül. (2017). *Vibration-based damage detection of bridges under varying temperature effects using time-series analysis and artificial neural networks. Journal of Bridge Engineering*, 22(10), 04017065.
- [203]Weinstein, J.C., M. Sanayei, and B.R. Brenner. (2018). *Bridge damage identification using artificial neural networks. Journal of Bridge Engineering*, 23(11), 04018084.
- [204]Eftekhar Azam, S., A. Rageh, and D. Linzell. (2019). *Damage detection in structural systems utilizing artificial neural networks and proper orthogonal decomposition. Structural Control and Health Monitoring*, 26(2), e2288.
- [205]Tran-Ngoc, H., et al. (2019). *An efficient artificial neural network for damage detection in bridges and beam-like structures by improving training parameters using cuckoo search algorithm. Engineering Structures*, 199, 109637.
- [206]Nick, H., et al. (2021). *Damage identification in steel girder bridges using modal strain energy-based damage index method and artificial neural network. Engineering Failure Analysis*, 119, 105010.
- [207]Sharma, S. and S. Sen. (2021). *Bridge damage detection in presence of varying temperature using two-step neural network approach. Journal of Bridge Engineering*, 26, 04021027.
- [208]Mehrijoo, M., et al. (2008). *Damage detection of truss bridge joints using Artificial Neural Networks. Expert systems with applications*, 35(3), 1122-1131.
- [209]Lee, J. and S. Kim. (2007). *Structural damage detection in the frequency domain using neural networks. Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 18(8), 785-792.
- [210] Yin T, Zhu HP. Probabilistic Damage Detection of a Steel Truss Bridge Model by Optimally Designed Bayesian Neural Network. *Sensors (Basel)*. 2018 Oct 9;18(10):3371. doi: 10.3390/s18103371. PMID: 30304848; PMCID: PMC6209863.
- [211]Mashayekhi, M., E. Santini-Bell, and S. Eftekhar Azam. (2021). *Fatigue crack detection in welded structural components of steel bridges using artificial neural network. Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 11(4), 931-947.

- [213] Li, Z.-X. and X.-M. Yang. (2008). *Damage identification for beams using ANN based on statistical property of structural responses. Computers & structures*, 86(1-2), 64-71.
- [214] Islam, A.S. and K.C. Craig. (1994). *Damage detection in composite structures using piezoelectric materials (and neural net). Smart Materials and Structures*, 3(3), 318.
- [215] Sung, D.-U., et al. (2000). *Impact monitoring of smart composite laminates using neural network and wavelet analysis. Journal of intelligent material systems and structures*, 11(3), 180-190.
- [216] Khatir, S., et al. (2020). *Improved ANN technique combined with Jaya algorithm for crack identification in plates using XIGA and experimental analysis. Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 107, 102554.
- [217] Pawar, P.M., K. Venkatesulu Reddy, and R. Ganguli. (2007). *Damage detection in beams using spatial Fourier analysis and neural networks. Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 18(4), 347-359.
- [218] Yuen, K.-V. and H.-F. Lam. (2006). *On the complexity of artificial neural networks for smart structures monitoring. Engineering Structures*, 28(7), 977-984.
- [219] González, M.P. and J.L. Zapico. (2008). *Seismic damage identification in buildings using neural networks and modal data. Computers & structures*, 86(3-5), 416-426.