ISAV2023
سیزدهمین کنفرانس بین المللی آکوستیک و ارتعاشات
۲۹و ۳۰ آذر ماه ۱۴۰۲ تهران - ایران
انجمن آکوستیک و ارتعاشات ایران

پایش سلامت مخازن تحت فشار کامپوزیتی با استفاده از مشخصات ارتعاشی و هوش مصنوعی

میلاد شهسواری، محمدرضا زمانی*، حسین پارسا، جعفر اسکندری جم

ایران، تهران، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، دانشکده مهندسی مکانیک

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: *a_mrzamani@mut.ac.ir*

چکیده

در این مقاله به بررسی پایش سلامت مخازن تحت فشار کامپوزیتی نوع ۴ با استفاده از ورودی‌های ارتعاشی و هوش مصنوعی پرداخته خواهد شد. برخی از ویژگی‌های منحصر به فرد مانند نسبت استحکام به وزن بالای ساختارهای کامپوزیتی، عامل اساسی اقبال گسترده صنایع پیشرفته برای استفاده از مخازن تحت فشار کامپوزیتی می‌باشد. با وجود ویژگی‌های مناسب این ساختارها، وجود برخی از نارسایی‌های ناشی از فرآیند ساخت، تحلیل دقیق سازه‌های کامپوزیتی را تحت بارهای استاتیکی دینامیکی اجتناب‌ناپذیر می‌نماید. از جمله عیوب این ساختارها که قابل پیش‌بینی می‌باشد، وجود حفره و یا تورق بوده که می‌تواند موجب نشتی در مخزن شود. با توجه به این موضوع و کاربرد مهم مخازن کامپوزیتی، پایش سلامت و بررسی کارکرد آنها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار بوده که در این پژوهش با تحلیل عددی و بهره‌مندی از زیربرنامه هم‌خوان با آباکوس، مدلی قابل اتکا ایجاده شده و با به‌دست آوردن مشخصات ارتعاشی آن و استفاده از هوش مصنوعی، روشی مناسب برای ارزیابی و پایش سلامت مخزن تحت فشار کامپوزیتی ساخته شده با لاینر پلی‌اتیلن ترفتالات و تقویت شده با کربن/اپوکسی ارائه شده است. برای پیش‌بینی محل عیب، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است که نتایج حاصل با ضریب همبستگی بالای ۰/۹۹ درصد، نشان‌دهنده دقت مناسب مدل بوده و قادر به پیش‌بینی درست محل وجود عیب در سازه می‌باشد. بمنظور صحت‌سنجی مدل المان محدود، از یک مقاله مرجع استفاده شده و نتایج آن تأیید شده است.

کلمات کلیدی: هوش مصنوعی؛ مخزن کامپوزیتی؛ عیب‌یابی؛ شبکه عصبی.

۱- مقدمه

در طراحی‌های متداول حوزه مهندسی استفاده از مواد فلزی، پیش‌فرض اولیه بوده که خود عامل محدود کننده‌ای برای انعطاف در طراحی از دیدگاه‌های مختلف می‌باشد. پیدایش ساختارهای کامپوزیتی موجب تحولی در طراحی و ایجاد انعطاف در سازه‌های مختلف شده است. مواد و آلیاژهایی نظیر آلومینیوم، تیتانیوم و نیکل نقش زیادی در صنایع مختلف ایفا کرده‌اند. برای رسیدن به

انتظارات طراحان مانند مواد سبک‌تر با استحکام بالا، مواد مهندسی جدید مختلف به طور مداوم توسعه می‌یابند. کامپوزیت‌ها جایگزین بسیاری از مواد متعارف برای ساخت قطعات سازه‌ای و سایر بخش‌ها مانند هوانوردی، کشاورزی، نساجی، خودرو، دفاع، الکترونیک و برق، ورزش، زیرساخت های عمرانی و دریایی هستند [۱]. کامپوزیت‌های تقویت شده با فیبر کربن کاربرد گسترده‌ای در صنایع هوافضا و خودروسازی، تجهیزات پزشکی، دریایی و دفاعی دارند. برخی از این خواص شامل وزن سبک، ضریب انبساط حرارتی پایین، استحکام خوب و هدایت حرارتی بالا می‌باشد [۲]. یکی از کاربردهای مواد کامپوزیتی، مخازن تحت فشار بوده که در صنایع پیشرفته به عنوان مخازن راکتور، محفظه موتور موشک، مخازن ذخیره، بدنه زیردریایی، اجزای هواپیما و کاربردهای متعدد دیگر در صنایع هوافضا، خودروسازی، دریایی و فراساحلی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۳،۴].

یکی از کاربردهای مخازن کامپوزیتی، نگهداری گازهایی مانند هیدروژن می‌باشد. مخزن تحت فشار نوع ۴ بدلیل ویژگی سبکی و استحکام ویژه بالا، عمدتاً به عنوان مخزن نگهداری سوخت مورد استفاده قرار می‌گیرد. در ساختار این مخازن، یک لاینر پلاستیکی و پوشش کامپوزیتی استفاده شده که از نشتی نیز بطور مناسبی جلوگیری می‌کنند. مخازن کامپوزیتی نوع ۴ که دارای آستری پلی‌اتین ترفتالات (PET) می‌باشند، به دلیل مزایای فراوانی نظیر مقاومت بالا در برابر شرایط محیطی متنوع، مقاومت به خوردگی، وزن سبک و قابلیت تولید انبوه، به عنوان جایگزینی ایده‌آل برای مواد سنتی مانند فولاد در ساخت مخازن تحت فشار مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین، پوسته‌های کامپوزیتی کربن/اپوکسی با ساختاری بهینه، مقاومت فوق‌العاده و مشخصات مکانیکی مناسب، به‌طور گسترده در بخش‌های مختلف صنایع از جمله هوافضا، خودروسازی و انرژی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۵].

با این حال، این نوع مخازن تحت فشار با توجه به شرایط کاری و یا در مراحل ساخت، ممکن است با مشکلات و عیوب مختلفی مواجه شوند که می‌تواند منجر به کاهش عملکرد، خرابی‌ها و حتی مخاطرات ایمنی شوند. به منظور تضمین ایمنی و بهره‌وری بهینه از این مخازن، لازم است روش‌های مؤثری برای پایش سلامت و پیشگیری از اینگونه مشکلات توسعه یابد. در این راستا، تحلیل‌های ارتعاشی و هوش مصنوعی می‌توانند در تشخیص و پیش‌بینی عیوب و نقصان در این مخازن تحت فشار به کار گرفته شوند.

روش‌های تحلیل مبتنی بر هوش مصنوعی که یکی از مهمترین آنها یادگیری ماشین (ML[1]) می‌باشد، می‌توانند پیش‌بینی‌های دقیقی را بر اساس مشاهدات گذشته انجام دهند. رویکرد مدل‌سازی سنتی، به استفاده از یک قانون برای محاسبه نتیجه خروجی مبتکی بوده که به عنوان مثال می‌توان نیاز به یک مدل ریاضی برای پیش‌بینی چقرمگی شکست نام برد. نتیجه خروجی مربوط به داده‌های ورودی را می‌توان بر اساس این قانون محاسبه کرد. از سوی دیگر، ML به هیچ قاعده‌ای نیاز ندارد که رابطه بین داده‌های ورودی و نتیجه خروجی را مشخص کند، زیرا قوانین (به عنوان مثال مدل) به طور خودکار در فرآیند آموزش ML تولید می‌شوند. برای ساخت یک مدل موثر ML، در دسترس بودن داده‌های با کیفیت خوب مورد نیاز می‌باشد [۶]. روش یادگیری ماشین از شبکه عصبی[2] استفاده می‌کند که باید زوج ورودی-خروجی برای آن تعریف شود. در زمینه استفاده از این روش در پایش سلامت سازه‌های کامپوزیتی، تحقیقات گسترده‌ای صورت گرفته است. راشد[3] و همکارش برای عیب‌یابی سازه‌های کامپوزیتی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و بازرسی غیرمخرب از روش ترموگرافی استفاده کرده است [۷]. ساهو[4] و همکارش در مطالعه‌ای به مرور پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه عیب‌یابی سازه‌های کامپوزیتی بوسیله روش‌های هوش مصنوعی داشته‌اند. آنها در بررسی‌های خود نشان دادند که تشخیص ترک در این مواد از جایگاه ویژه‌ای برخودار است. زیرا به عنوان مثال به دلیل وجود آسیب بر روی سازه‌های کامپوزیتی مورد استفاده در صنعت هوایی، در عملکرد آن اختلال ایجاد کرده و ممکن است منجر به عواقب فاجعه‌بار شود. از این رو برای اطمینان از ایمنی سازه، ارزیابی آسیب ضروری است. بازرسی‌های بصری همواره منجر به کسب پاسخ صحیح و کامل در تشخیص عیوب نمی-شود. لذا بازرسی‌های غیرمخرب همراه با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی رو به توسعه می‌باشد [۸]. پالین[5] و همکارانش از هوش مصنوعی برای پایش سلامت ماشین‌های دوار با استفاده خواص ارتعاشاتی استفاده نموده‌اند. سیستم مورد بررسی در این پژوهش، یک

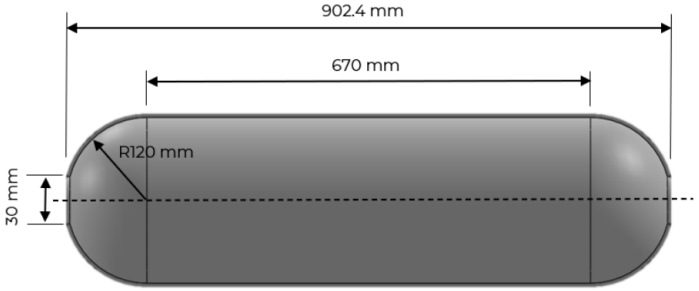
[1] Machin Learning
[2] Neural Network
[3] Rashed
[4] Sahu
[5] Pauline

گیربکس بوده که عنوان شده تشخیص زودهنگام عیب گیربکس قبل از خرابی نهایی کل سیستم مکانیکی از اهمیت زیادی برخوردار است. در این تحقیق یک شبکه عصبی عمیق را برای یادگیری مستقیم ویژگی‌ها از سیگنال‌های ارتعاشی و شناسایی خطای چرخ دنده در شرایط مختلف سلامت پیشنهاد شده است [۹]. جمشیدیان و همکارانش برای تشخیص آسیب در خطوط انتقال گاز، با توجه به ارتباط جرم و سفتی در تعیین فرکانس طبیعی، به جای ایجاد عیب (کاهش سفتی) از افزایش جرم استفاده نموده‌اند. با انجام این کار و بررسی فرکانس‌های طبیعی لوله در دو حالت سالم و دارای عیب و همچنین مدلسازی عیوب مختلف، یک شبکه عصبی مصنوعی ایجاد کرده که پس از آموزش آن در محیط نرم‌افزار متلب، سعی در تشخیص مکان عیب و شدت آن نموده‌اند [۱۰]. کورهلی و ایل‌غمی برای تشخیص خرابی در سازه خرپا از تابع فرکانس و ماشین یادگیری استفاده کرده‌اند. در این پژوهش خرابی توسط روابط تئوری و با کاهش مقدار مدول یانگ ایجاد شده و فرکانس‌های سه مود اول به عنوان خروجی روش یادگیری ماشین تعریف شده که توسط آن بتوان خرابی سازه را تشخیص داد [۱۱].

در این پژوهش، مدل المان محدود یک مخزن کامپوزیتی نوع ۴ ایجاد شده که پس از صحت‌سنجی، در نواحی مختلف نقص ایجاد کرده و پاسخ مقدار فرکانس طبیعی آن، به عنوان خروجی به شبکه عصبی داده شده است. پس از آموزش و صحت‌سنجی آن، می‌توان از آن در تحلیل و پیشگیری عیوب مخازن استفاده شود. این پژوهش مبنایی برای تحقیقات آینده در زمینه بهبود ایمنی و کارایی مخازن تحت فشار کامپوزیتی نوع ۴ خواهد بود. شایان ذکر است نتایج این پژوهش، محل وجود عیب را تشخیص خواهد داد و برای تعیین نوع آن، می‌بایست پس از تشخیص محل نقص، بررسی‌های لازم صورت گیرد.

۲- تعریف مسأله

در این پژوهش یک مخزن کامپوزیتی نوع ۴ بررسی شده است. مشخصات هندسی مخزن به همراه مدل آن در شکل (۱) نشان داده شده است. مطابق شکل ۱ ، این مخزن دارای طول ۹۰۲/۴ mm و شعاع ۱۲۰ mm می‌باشد که دو طرف آن یک حفره با قطر ۳۰ mm وجود دارد و مخرن تحت فشار داخلی ۶/۵ MPa قرار گرفته است. این مخزن دارای یک آستری از جنس PET بوده که روی آن لایه‌های کامپوزیتی کربن/اپوکسی تعبیه شده است که مشخصات مواد مورد استفاده در جدول (۱) و (۲) ارائه شده است. لایه‌چینی مخزن بصورت $[0/\pm\Theta]_{4s}$ می‌باشد که تحت زوایای مختلف بارگذاری انجام انجام شده است. در مرحله نخست، نتایج بارگذاری در زوایای مختلف با نتایج ارائه شده در مرجع شماره ۵ مقایسه و صحت‌سنجی شده است. در ادامه با فرض وجود عیب در ساختار مخرن، فرکانس طبیعی استخراج و پس از آن مدل شبکه عصبی ایجاد شده است. برای تحلیل از نرم‌افزار آباکوس استفاده خواهد شد که دارای قدرت بالایی در تحلیل سازه‌های کامپوزیتی می‌باشد.



شکل ۱. مشخصات هندسی مخزن مورد بررسی.

جدول ۱. مشخصات PET [۵]

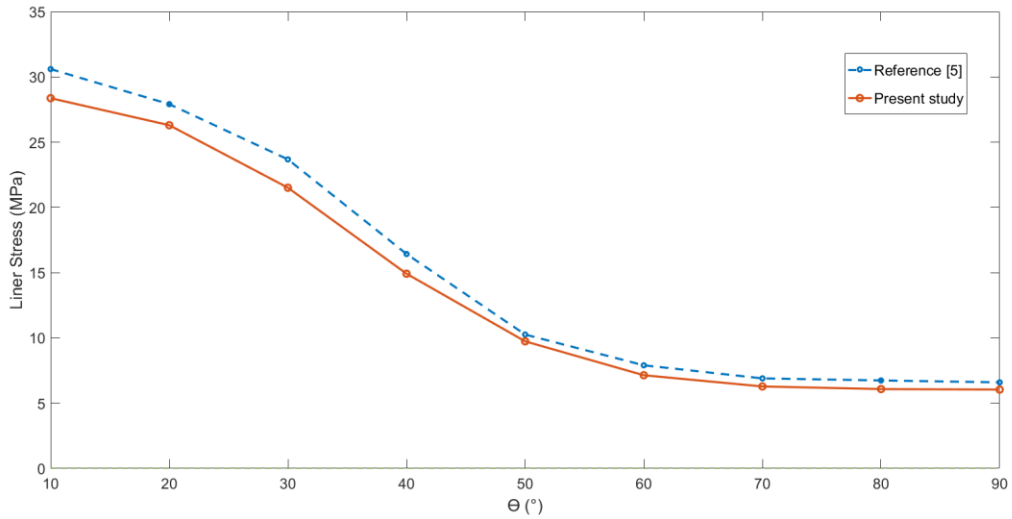
خواص مکانیکی	واحد	مقدار
چگالی	gr/cm^3	۱/۳۸
مدول یانگ	GPa	۴/۳۴۸
استحکام تسلیم	MPa	۹۶/۳
ضریب پواسون	---	۰/۴۹

جدول ۲. مشخصات کربن/اپوکسی [۵]

خواص مکانیکی	واحد	مقدار
چگالی	Kg/m^3	۱۷۹۲
مدول یانگ طولی	GPa	۱۲۵/۹
مدول یانگ عرضی	GPa	۱۱/۳
مدول برشی	GPa	۵/۴۳
ضریب پواسون	---	۰,۳
استحکام کششی طولی	MPa	۲۰۰۰
استحکام فشاری طولی	MPa	۱۱۰۰
استحکام کششی عرضی	MPa	۸۰
استحکام فشاری عرضی	MPa	۲۸۰
استحکام برشی	MPa	۱۲۰

۳- صحت سنجی مدل المان محدود

برای تحلیل و شبیه‌سازی مسأله این پژوهش، از المان‌های پوسته‌ای[6] استفاده شده که دارای ۴۱۴۱ المان S4R می‌باشد. همانطور که بیان شد، لایه‌چینی بصورت $[0/\pm\Theta]_{4s}$ می‌باشد و تحلیل با زوایای ۱۰ الی ۹۰ درجه انجام شده است. مخزن با این شرایط تحت فشار ۶/۵ MPa قرار گرفته و مقدار تنش در لایه آستری استخراج شده است. شکل (۲) نتایج این تحلیل‌ها و مقایسه آن با مقادیر تحقیق مرجع شماره ۵ را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، اختلاف کمی بین نتایج وجود داشته (بیشینه ۹ درصد) که نشان دهنده دقت مدل المان محدود ایجاد شده می‌باشد و می‌توان نتیجه گرفت روش بکار برده شده در این تحقیق، از دقت مناسبی برخوردار است. دلیل خطای موجود اختلاف در نوع المان مورد استفاده در آستری بوده که در مقاله مرجع، المان‌های سالید[7] سه بعدی بکار برده شده ولی در پژوهش حاضر، از المان‌های پوسته‌ای استفاده شده است. المان‌های سه بعدی دارای دقت بهتر پاسخ در راستای ضخامت هستند ولی المان‌های صفحه‌ای دارای سرعت حل بالاتری می‌باشند. در این پژوهش بدلیل تعداد شبیه‌سازی‌های بالا، از المان صفحه‌ای استفاده شده است. ضمناً برای بررسی عیب در مخزن، از زاویه الیاف ۵۰ درجه استفاده خواهد شد که در این زاویه، اختلاف نتایج ۵ درصد می‌باشد.

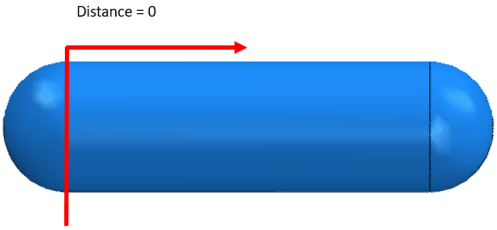


شکل ۲. مقادیر تنش آستر در زوایای مختلف.

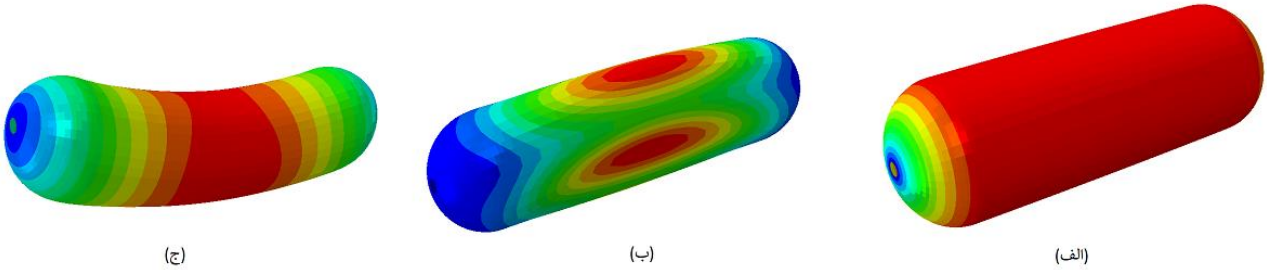
[6] Shell
[7] Solid

۴- تحلیل ارتعاشات مخزن

با توجه به صحت‌سنجی مدل المان محدود، در این مرحله به تحلیل ارتعاشات مخزن پرداخته و مقادیر فرکانس طبیعی آن استخراج می‌شود. با توجه به هدف پژوهش که عیب‌یابی سازه بوسیله مقادیر فرکانس طبیعی و استفاده از هوش مصنوعی می‌باشد، فرکانس طبیعی سازه در دو حالت بدون عیب و با وجود نقص، استخراج شده است. برای ایجاد عیب در سازه، خواص مواد در ناحیه مدنظر با ایجاد زیربرنامه (سابروتین[8]) UFIELD تنزل خواهد یافت. بدین جهت در فواصل مختلف از سطح جلویی مخزن (شکل۳)، عیب را ایجاد و با وجود این عیب، مقدار فرکانس طبیعی به‌دست خواهد آمد. این داده‌ها برای آموزش[9] شبکه عصبی استفاده شده است. این بررسی با لایه‌چینی $[0/\pm 50]_{4s}$ انجام شده که شکل (۴) سه شکل مود اول مخزن بدون عیب با مقادیر فرکانس طبیعی ۳۸۹/۰۳ ، ۵۰۲/۷۰ و ۶۰۰/۰۱ هرتز را نشان می‌دهد. سه فرکانس اول مخزن به عنوان داده‌های ورودی و ناحیه وجود عیب در آن به عنوان خروجی شبکه عصبی استفاده شده است.



شکل ۳. دستگاه مرجع در مخرن برای محاسبه فاصله عیب.



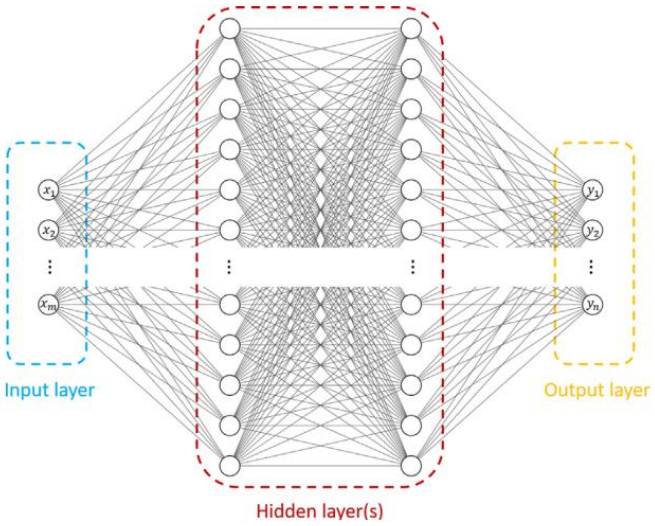
شکل ۴. مودهای مخزن: الف- مود اول، ب- مود دوم، ج- مود سوم.

۵- مدل شبکه عصبی

به طور کلی، یک شبکه عصبی از مجموعه یا مجموعه‌ای از نورون‌های[10] متصل به هم مرتبط تشکیل شده که هر نورون می‌تواند به تعداد زیاد نورون‌های دیگر متصل شود و تعداد کل نورون‌ها و اتصالات بین آنها می تواند بسیار زیاد باشد. ضمناً هر شبکه عصبی دارای لایه‌های محاسباتی مختلفی است که تعداد آنها نشان دهنده پیچیدگی آن شبکه است. درواقع نرون‌ها و لایه‌ها مجموعه ورودی را به خروجی متصل می‌کنند [۱۲]. همانطور که در شکل (۵) مشاهده می‌شود، هر شبکه عصبی از سه لایه تشکیل شده است:

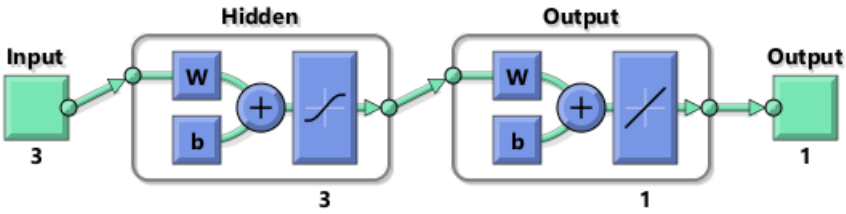
[8] Subroutine
[9] Train
[10] Neurons

۱- لایه ورودی[11]: دریافت کننده داده‌های ورودی می‌باشد.
۲- لایه‌های مخفی[12]: مسئولیت اعمال عملیات محاسباتی بر روی داده‌های ورودی را دارد.
۳- لایه خروجی[13]: مقادیر خروجی شبکه عصبی را محاسبه می‌کند.



شکل ۵. نمونه شبکه عصبی مصنوعی چند لایه [۱۳].

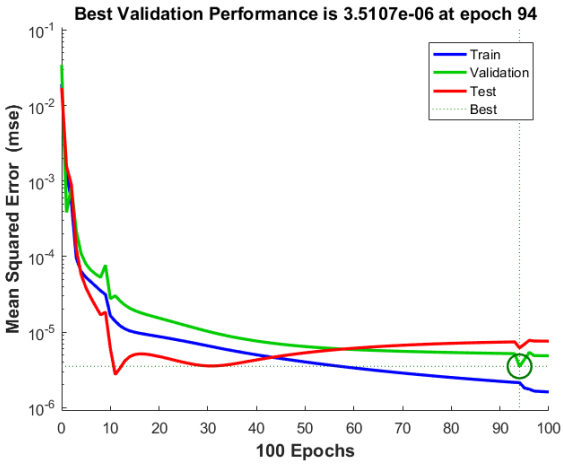
در این پژوهش، یک شبکه عصبی با سه ورودی (مقدار فرکانس طبیعی اول، دوم و سوم مخزن) و یک خروجی (مکان وجود عیب در مخزن) ساخته شده است. به منظور دستیابی به این هدف، از یک شبکه عصبی پیش‌خور[14] با یک لایه که شامل ۳ نرون می‌باشد، استفاده شده که این شبکه در شکل (۶) نشان داده شده است. در این مدل، از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۰/۱۵ برای صحت‌سنجی[15] و ۰/۱۵ درصد برای تست شبکه استفاده شده است.



شکل ۶. شبکه عصبی تولید شده با یک لایه مخفی و ۵ نرون.

در این شبکه معیار سنجش مدل، تابع میانگین مربعات خطا (MSE[16]) می‌باشد که مطابق شکل (۷) با ۹۴ بار تکرار در تربیت مدل، مقدار MSE به ۳/۵۱۰۷e-۶ رسیده و پس از آن تا ۶ مرتبه آموزش بعدی، خطا کاهش نیافته و آموزش شبکه متوقف شده است.

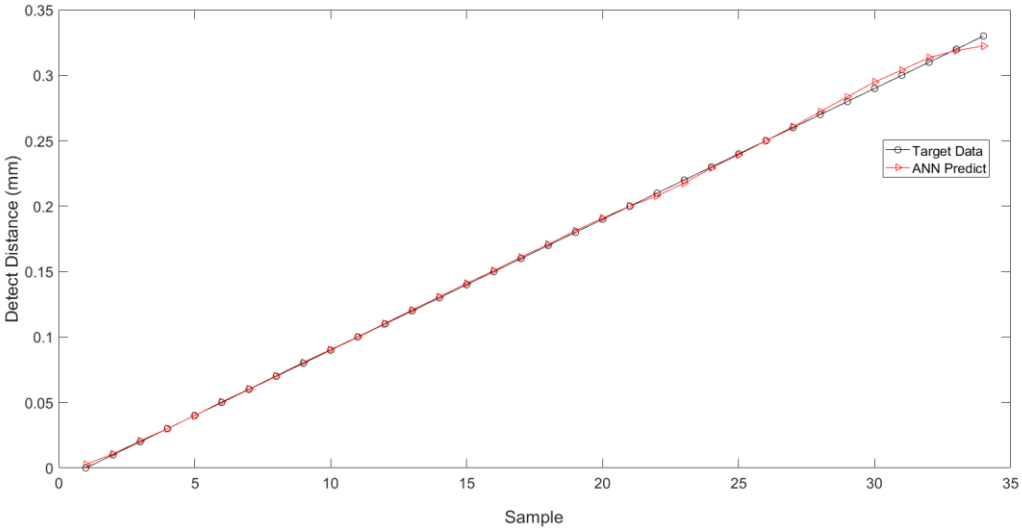
[11] Input Layer
[12] Hidden Layers
[13] Output layer
[14] Feed Forward
[15] Validation
[16] Mean Squared Error



شکل ۷. ارزیابی عملکرد شبکه عصبی با استفاده از تابع خطا.

۶- نتایج

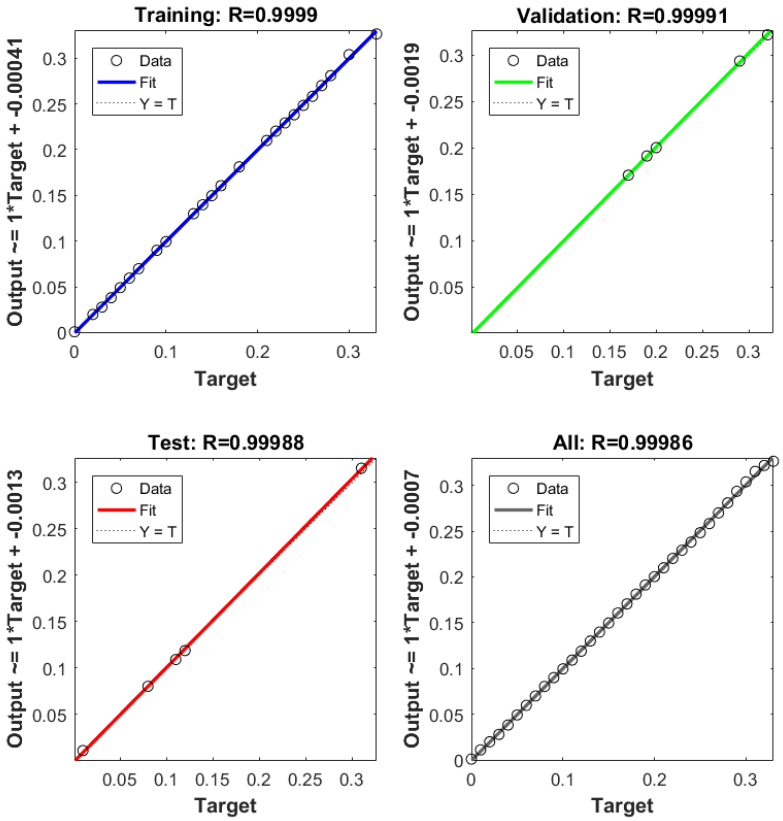
در این پژوهش، راه حلی نوین برای عیب‌یابی مخازن تحت فشار کامپوزیتی نوع ۴، که لایه آستری آن از جنس آستریل پلی‌اتین ترفتالات (PET) و پوسته آن از کامپوزیت کربن/اپوکسی می‌باشد، ارائه شد که در آن از مشخصات ارتعاشی و فناوری هوش مصنوعی استفاده شده است. همانطور که بیان شد، در مناطقی که عیب وجود دارد، ماتریس سفتی سازه کاهش یافته که این کار با ایجاد و کدنویسی زیربرنامه UFIELD انجام شده و با ایجاد عیب در نواحی مختلف، مقادیر فرکانس طبیعی بوسیله شبیه‌سازی استخراج شد. داده‌های به‌دست آمده برای تربیت شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت که در شکل (۸) مقایسه نتایج به‌دست آمده از شبکه عصبی با نتایج واقعی مقایسه شده است. مطابق این شکل در ۳۴ نمونه از عیب ایجاد شده، منطقه‌ای که در آن عیب وجود دارد با دقت مناسبی پیش‌بینی شده که نشان دهنده دقت مناسب شبکه عصبی می‌باشد.



شکل ۸. مقایسه نتایج به‌دست آمده از شبکه عصبی و نتایج واقعی.

مقدار خطا در هر دسته از داده‌های آموزشی نیز در شکل (۹) نشان داده شده است. در این شکل که محور افقی داده‌های واقعی آموزش می‌باشد، با مقادیر به‌دست آمده از شبکه عصبی در محور عمودی مقایسه شده و رابطه ریاضی بین آنها در کنار هر یک درج شده است. مطابق این شکل، ضریب تمامی توابع مقدار یک بوده که نشان دهنده تعامل خوب مقادیر ورودی و خروجی می‌باشد.

همچنین در تمامی نمودارها، مقدار ضریب همبستگی[17] به عدد یک بسیار نزدیک بوده که نشان‌دهنده همبستگی و ارتباط مناسب داده‌های ورودی و خروجی می‌باشد.



شکل ۹. نمودار رگرسیون در شبکه عصبی تشکیل شده.

۷- جمع‌بندی

در این پژوهش یک روش هوشمند برای عیب‌یابی مخازن تحت فشار کامپوزیتی نوع ۴ ارائه شد. این روش با استفاده از شبیه‌سازی‌های عددی و ایجاد یک شبکه عصبی مصنوعی، قادر است با دقت بسیار مناسبی موقعیت عیب سازه را پیش‌بینی نماید. مدل ایجاد شده این امکان را فراهم می‌نماید که در زمان ساخت و همچنین در طول دوره عمر، سلامت سازه را پایش نماید. ضمناً از این روش و با توسعه مدل تهیه شده، می‌توان برای انواع سازه‌های دیگر، مانند انواع مخازن کامپوزیتی از آن استفاده نمود. نکته مهم و کلیدی این پژوهش، استفاده از سابروتین‌نویسی برای ایجاد عیب و همچنین از استفاده از شبکه عصبی بوده که راه حلی مناسب و کم هزینه برای پایش سلامت و عیب‌یابی سازه‌های مختلف می‌باشد. نتایج به‌دست آمده نشان دهنده دقت مناسب مدل بوده که دارای ضریب همبستگی بالای ۰/۹۹ درصد و میانگین مربعات خطای ۳/۵۱۰۷e-۶ می‌باشد.

فهرست مراجع

1. M. Toozandehjani, N. Kamarudin, Z. Dashtizadeh, E.Y. Lim, A. Gomes, C. Gomes, "Conventional and advanced composites in aerospace industry: Technologies revisited", American Journal of Aerospace Engineering, 9–15 (2018).

[17] Correlation Coefficient

2. Manisha Maurya, Jatin Sadarang, I Panigrahi, Dipti Dash, "Detection of delamination in carbon fibre reinforced composite using vibration analysis and artificial neural network", *Materials Today: Proceedings 49*, 517–522 (2022).
3. J. Graham-Jones, J. Summerscales, "Marine applications of advanced fibre reinforced composites", *Woodhead Publishing*, 2015.
4. Alan Hiken, "The Evolution of the Composite Fuselage - A Manufacturing Perspective", *SAE Int. J. Aerosp.Volume 10*, (2017).
5. Alvin Reynaldo, Hari Sidik Pramono, Sigit Puji Santosa, Muhammad Aziz, "Finite Element Analysis of Liquefied Ammonia Tank for Mobility Vehicles Employing Polymers and Composites", *MDPI Journals*, (2020).
6. Sirawit Pruksawan, FuKe Wang, "Modeling of toughening effect in rigid particulate filled polymer composites by artificial intelligence: a review", *Advanced Composite Materials*, (2023).
7. Muzammil Parvez M, Shailendra Kumar Mishra, K. Nandini, Sk Hasane Ahammad, Syed Inthiyaz, Baraa Riyadh Altahan, Lassaad K. Smirani, Md. Amzad Hossain, Ahmed Nabih Zaki Rashed, "Machine learning based models for defect detection in composites inspected by Barker coded thermography: A qualitative analysis", *Advances in Engineering Software*, (2023).
8. Monalisa Das, Sasmita Sahu, D.R. Parhi, "Composite materials and their damage detection using AI techniques for aerospace application: A brief review", Materials Today: *Proceedings 44*, 955–960 (2021).
9. Ong Pauline, Tan Yean Keong, Lai Kee Huong, Sia Chee Kiong, "A deep convolutional neural network for vibration-based health-monitoring of rotating machinery", *Decision Analytics Journal*, (2023).

۱۰. علی اصغر بینائیان، احسان جمشیدی، علیرضا ارغوان، "تشخیص آسیب در خطوط انتقال گاز بر اساس تغییرات فرکانس طبیعی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی"، فصلنامه مهندسی مکانیک و ارتعاشات، ۷-۱۳، ۱۳۹۷.

۱۱. حامد ایل غمی، سید سینا کورهلی، تشخیص خرابی در سازه ها با استفاده از تابع پاسخ فرکانس و ماشین‌های یادگیری، اولین مسابقه کنفرانس بین‌المللی جامع علوم و مهندسی در ایران، ۱۳۹۵.

10. Doug Alexander, Neural Networks history and applications, *Nova Science Publishers*, (2020).
12. Fei Tao, Xin Liu, Haodong Du, Wenbin Yu, "Learning composite constitutive laws via co pling Abaqus and deep neural network", *Composite Structures*, (2021).