



## تشخیص خرابی در صفحه چندلایه کامپوزیت الیاف شیشه با استفاده از شبکه عصبی با نويز زدایی توسط انواع مختلف تبدیل های موجک مادر

مجید خزائی<sup>1</sup>، علی صالح زاده نوبری<sup>2\*</sup>، مقداد خزائی<sup>3</sup>

1- کارشناسی ارشد، مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

2- استاد، مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

3- دانش آموخته دکترا، مهندسی بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

\* تهران، صندوق پستی 1396-4413، sal1358@aut.ac.ir، 19875-4413

### اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 16 اسفند 1395

پذیرش: 14 خرداد 1396

ارائه در سایت: 13 مرداد 1396

کلید واژگان:

کامپوزیت الیاف شیشه

تشخیص خرابی

شبکه عصبی

نويز زایی

تبدیل موجک

### چکیده

این مقاله به تشخیص ارتعاشی خرابی در چندلایه کامپوزیت الیاف شیشه با استفاده از آنالیز سیگنال زمانی و شبکه عصبی مصنوعی می‌پردازد. به‌منظور کاهش نويز سیگنال‌های ارتعاشی، نويز زدایی با استفاده از تبدیل موجک به انجام رسید. پس از داده‌کاوی و استخراج ویژگی‌های آماری از سیگنال‌های پردازش شده، شبکه عصبی به‌عنوان تشخیص‌دهنده، چندلایه کامپوزیت معیوب را شناسایی نمود. ارزیابی دقت تشخیص عیب توسط ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی به انجام رسید که در نتیجه بهترین عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص خرابی انتخاب گردید. سپس، مقایسه میان دقت عیب‌یابی با استفاده از سیگنال‌های نويز زدایی شده توسط تبدیل‌های موجک مادر مختلف در مراحل تجزیه مختلف به انجام رسید تا بهترین تبدیل سیگنال جهت تشخیص خرابی مشخص گردد. نتایج نشان می‌دهد که ساختار شبکه عصبی مصنوعی بر دقت تشخیص عیب اثر مهمی خواهد داشت و مناسب‌ترین دقت در تعداد 75 لایه پنهان و اختصاص 80%، 10% و 10% داده‌ها به آموزش، اعتبارسنجی و تست حاصل گردید. همچنین استفاده از تبدیل‌های موجک مادر دوبشی 3 و موجک مادر دو متعامد 3.7 در مرحله تجزیه 2 منجر به تشخیص عیب با بالاترین دقت در میان سایر موجک‌های مادر در زمان مناسب تر خواهد شد. روش مذکور به عنوان روشی مبتنی بر داده‌های واقعی با داده‌برداری از نقاط تعیین شده، تشخیص عیب را در صفحات کامپوزیت با دقت مناسب در زمان محاسبه کوتاه انجام می‌دهد، لذا از این روش می‌توان جهت پایش وضعیت سازه‌های کامپوزیتی به‌صورت آفلاین و آنلاین، با افزودن قابلیت داده‌برداری برخط، استفاده نمود.

## Damage detection in Glass Fiber Reinforced Plastic (GFRP) using neural network based on denoising with different mother wavelets

Majid Khazaei<sup>1</sup>, Ali Salehzadeh Nobari<sup>1\*</sup>, Meghdad Khazaei<sup>2</sup>

1- Aerospace Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

2- Department of Biosystem Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

\* P.O.B. 19875-4413 Tehran, Iran, sal1358@aut.ac.ir

### ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper

Received 06 March 2017

Accepted 04 June 2017

Available Online 04 August 2017

### Keywords:

GFRP

Damage Detection

Neural Network

Denoising

Wavelet Transform

### ABSTRACT

In this paper, a vibration-based damage detection approach for multi-layered woven glass laminate using time signal processing and Neural Network (NN) is presented. Wavelet denoising technique has been applied in order to eliminate noise from the experimental extracted signals. After data mining and feature extraction from processed signals, NN is employed as a classifier to detect the damaged GFRP. Different NN structures were tested to recognize the most remarkable performance in damage detection. Also, the presented method was evaluated when different mothers of wavelets at different decomposition levels denoise signals so that the best signal processing method could be selected. Results demonstrate the effect of NN structure on the damage detection technique which, in this research, the best NN performance was obtained with 75 hidden layers and allocating 80%, 10% and 10% of data to training, evaluation and testing, respectively. Furthermore, denoising using db3 and bior3.7 mother wavelets at 2<sup>nd</sup> decomposition level leads to the highest accuracy as well as suitable calculation time compared to other mother wavelets. The proposed method based on real data at the data acquisition points detects damage in composite laminate with high accuracy at reasonable calculation time, hence it can be used for condition monitoring of composite laminate either offline or online, provided that online data acquisition equipment is implemented.

### 1- مقدمه

می‌باشند زیرا در صورت از کارافتادگی هزینه‌های زیادی را تحمیل خواهند نمود. استراتژی پایش وضعیت یکی از روش‌های پرکاربرد، با اهمیت و جدید در صنعت است. در این روش با استفاده از آزمون‌های غیر مخرب، در بازه‌های

امروزه با پیشرفت فناوری، تجهیزات صنعتی پیچیده‌تر و به‌موازات آن حساس‌تر شده‌اند که در نتیجه نیازمند فرایند منظم نگه‌داری و تعمیرات

### Please cite this article using:

M. Khazaei, A. Salehzadeh Nobari, M. Khazaei, Damage detection in Glass Fiber Reinforced Plastic (GFRP) using neural network based on denoising with different mother wavelets, Modares Mechanical Engineering, Vol. 17, No. 7, pp. 363-372, 2017 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

است. به‌عنوان مثال، ژنگ<sup>1</sup> و چاکرابورتی<sup>2</sup> از داده‌های فرکانس مودال چندلایه کامپوزیت به‌عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده نموده است [15,14]. نکته‌ی شایان‌ذکر در این تحقیقات این امر است که در این تحقیقات، داده‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی داده‌های استخراج شده از المان محدود و یا داده‌های شبیه‌سازی شده است. با توجه به آن‌که، همواره داده‌های تجربی تفاوتی را با مدل‌های المان محدود دارند و در این تحقیقات از به‌روزرسانی مدل المان محدود نیز استفاده نشده است، اعتبار این روش‌ها مورد سؤال است. به‌خصوص که [16] بیان داشته است که تغییرات فرکانس طبیعی در آزمون ارتعاشی بر روی چندلایه کامپوزیت در پیدایش خرابی در اثر بار فشاری کمتر از 1% است، در نتیجه نمی‌توان از شبکه عصبی مصنوعی دقیقی قابل‌مقایسه باحالتی که از داده‌های المان محدود استفاده می‌شود را انتظار داشت.

بر اساس نیازمندی تشخیص عیب در چندلایه کامپوزیت و خلأ وجود روشی مبتنی بر داده‌های تجربی که بتواند به‌سادگی وضعیت سازه را تشخیص دهد، در این مقاله از راهبردی با استفاده از داده‌های سیگنال‌ها و تشخیص خرابی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. اگرچه سیگنال‌های ارتعاشات اطلاعات بسیار مهم و سودمندی از وضعیت ماشین را حمل می‌کنند، اما آن‌ها تنها سیگنال عیوب را شامل نمی‌شوند بلکه نوفه‌های فراوانی نیز در آن‌ها وجود دارد [17]. وجود این نوفه‌ها در سیگنال‌های حوزه زمان تشخیص عیب به‌صورت مستقیم را با مشکلات جدی مواجه می‌کند. حل این مشکل نیازمند آن است که سیگنال‌های حوزه‌ی زمان نویز زایی شوند. به‌طور عمده در این تحقیق چهار هدف اصلی دنبال می‌گردد:

- طراحی سامانه مؤثر هوشمند به‌منظور تشخیص عیب در چندلایه کامپوزیت الیاف شیشه.
- تعیین نمودن اثر تبدیل موجک‌های مختلف بر دقت تشخیص عیب.
- تعیین بهترین تابع مادر موجک جهت تشخیص عیب در چندلایه کامپوزیت.
- تعیین نقاط داده‌برداری سازه جهت حصول بیشترین دقت تشخیص عیب.

## 2- آزمون تجربی

### 2-1- چندلایه کامپوزیت الیاف شیشه

سازه کامپوزیت مورد استفاده در این بخش، صفحه کامپوزیت با الیاف شیشه و رزین اپوکسی است. این صفحه دارای 8 لایه با ضخامت کلی 1.5 میلی‌متر و طول و عرض 20 سانتی‌متر است که هر لایه آن نیز الیاف بافته شده‌ی با زاویه 0/90 درجه است.

### 2-2- روند انجام آزمون

آزمون‌های تجربی با استفاده از چندلایه کامپوزیت در حالت سالم و در حالت معیوب به انجام رسید. وضعیت ابتدایی چندلایه کامپوزیت که هیچ‌گونه نقصی در آن وجود ندارد، به‌عنوان حالت سالم در نظر گرفته شده است. چندلایه کامپوزیت تحت آزمون فشار قرار داده می‌شود تا در نتیجه دچار کمانش شود. این کمانش مجدداً اگر با افزایش فشار همراه باشد، باعث شنیده شدن صدایی خواهد شد که این صدا ناشی از جدایش و پاره شدن فیبرها است. شکل 1، نحوه‌ی اعمال فشار را بر روی چندلایه شیشه نشان می‌دهد که این فشار با

زمانی مختلف یا به‌صورت لحظه‌ای، وضعیت دستگاه پایش شده و بر اساس مقایسه آن با شرایط مطلوب کارکرد، عیوب مشخص می‌گردند و در صورت نیاز نسبت به کارهای تعمیراتی اقدام می‌شود. بنابراین در پایش وضعیت می‌توان وضعیت خرابی سیستم را از روی آثار و نشانه‌های موجود پیشگویی کرد [1]. تحقیقات فراوانی نیز در زمینه‌ی پایش وضعیت و عیب‌یابی ماشین‌آلات انجام پذیرفته و مقالات بسیاری نیز در این زمینه منتشر شده است [2]. پایش وضعیت به معنای عیب‌یابی و نگهداری از تجهیزات بدون توقف در فعالیت‌های آنان است [3]. به‌طور کلی این روش بر پایه‌ی داده‌برداری منظم از ویژگی‌های دینامیکی تجهیزات و مقایسه‌ی آن‌ها باحالت سالم خود استوار است. در پایش وضعیت کلاسیک عیب‌یابی معمولاً بر اساس یکی از داده‌های ارتعاشات و یا آکوستیک است [4,2].

با گذر زمان، استفاده از کامپوزیت‌ها به‌عنوان مواد پیشرفته و جدید، روزبه‌روز در حال گسترش است. کامپوزیت‌ها به دلیل برتری‌هایی همچون استحکام بالا، وزن پایین و مقاومت به خوردگی مکانیکی و شیمیایی بالاتر نسبت به فلزات مرسوم، به‌طور فزاینده‌ای در صنایع مختلف به کار گرفته شده‌اند [5]. از سویی کیفیت تمام سازه‌های کامپوزیتی باگذشت زمان به علت دلایل متفاوتی از جمله شرایط محیطی، تغییرات در عملکرد، پدیده‌های تصادفی و احتمالاً طراحی غیر بهینه، کاهش می‌یابد [5]. یکی از مشکلات کامپوزیت‌ها کماکان ضعف آن‌ها در محیط‌های ارتعاشی است. گسترش و همه‌گیر شدن این مواد مستلزم نشان دادن رفتار دینامیکی مناسبی تحت بارگذاری‌های پرتکرار و یا اتفاقی در محدوده امن طراحی است. گسیختگی و کمانش الیاف، ترک‌خوردگی و شکست زمینه، جدایش لایه‌ها، جدایش تقویت‌کننده از و ترکیبی از حالات فوق نمونه‌های مختلف شکست است که در سازه‌ها رخ می‌دهد [6]. صرف‌نظر از دلیل کاهش کیفیت و تغییر در پارامترهای فیزیکی سازه، همواره تشخیص عیب، شدت و مکان خرابی از جمله چالش‌های پیشرو در استفاده از سازه‌ها و بخصوص سازه‌های کامپوزیتی بوده است.

به‌طور کلی روش‌های شناسایی خرابی خطی را می‌توان به دو نوع بر پایه مدل و بدون پایه مدل تقسیم‌بندی نمود [7]. عموماً روش‌هایی که از یک مدل اولیه سازه استفاده نمی‌کنند تنها برای تشخیص وجود عیب و مکان‌یابی عیب استفاده می‌شوند و در تعیین شدت و نوع عیب چندان کارآمد نیستند. باین‌وجود به دلیل کم‌هزینه‌تر، ساده‌تر و سریع‌تر بودن این روش‌ها، کاربردهای زیادی دارند [7]. روش‌های تشخیص عیب در کامپوزیت‌ها بدون پایه مدل را می‌توان بر اساس نوع آنالیز به دو زیرگروه کلاسیک و نوین تقسیم‌بندی نمود. در گروه روش‌های کلاسیک که از سابقه‌ی تاریخی بیشتری برخوردار هستند، با استفاده از تغییرات فرکانس طبیعی [8]، ضریب استهلاک [9]، شکل مود [10]، تابع پاسخ فرکانسی [11] و روش‌هایی که از استخراج ویژگی‌های ارتعاشی سازه در دو حالت مختلف و مقایسه تغییرات آن‌ها با یکدیگر، به تشخیص عیب در کامپوزیت‌ها پرداخته می‌شود. روش‌های نوین، با استفاده از محاسبات نرم، مانند شبکه عصبی مصنوعی [12]، تبدیل موجک [13] و تلفیق ژنتیک الگوریتم با شبکه عصبی مصنوعی [14]، به تشخیص عیب می‌پردازند.

در روش‌های مبتنی بر محاسبات نرم جهت پایش وضعیت چندلایه کامپوزیت، از ویژگی‌های استخراج شده توسط روش‌های آنالیز مودال، اطلاعات حاصل از تابع پاسخ فرکانسی یا سیگنال‌های زمانی استفاده شده

<sup>1</sup> Zheng  
<sup>2</sup> Chakraborty

در بازه‌ی زمانی 1 ثانیه با نرخ داده‌برداری  $488 \mu s$  ثبت گردید. سیگنال شتاب ثبت شده برای چندلایه در دو حالت سالم و معیوب در شکل 3 نشان داده شده است. همان‌گونه که مشخص است، رفتار عمومی این دو سیگنال مشابه یکدیگر است و لذا توسط مشاهده نمی‌توان سیگنال مرتبط با صفحه معیوب را مشخص نمود. به همین دلیل، نیاز است تا فرایند پردازش سیگنال، استخراج ویژگی و سپس عیب‌یابی هوشمند صورت پذیرد.

### 3- مواد و روش‌ها

#### 3-1- فرایند تشخیص خرابی

روند مورداستفاده جهت تشخیص خرابی در این بخش توضیح داده خواهد شد. پس از استخراج سیگنال‌های زمانی از چندلایه کامپوزیت در حالت‌های مختلف، ابتدا این سیگنال‌ها نسبت به ماکزیمم خود نرمال می‌شوند، زیرا در آزمون ارتعاشی چکش، مقدار سیگنال وابسته به قدرت تحریک چکش بود و لذا جهت حذف وابستگی سیگنال‌های زمانی به قدرت ضربه چکش، سیگنال‌ها نرمال خواهند شد. در گام بعدی، نویز زدایی سیگنال‌ها توسط تبدیل موجک انجام خواهد شد. تبدیل موجک با حذف نویز سیگنال‌ها، دقت تشخیص خرابی را افزایش خواهد داد. به‌منظور تشخیص عیب در چندلایه توسط روش‌های هوش مصنوعی، همچون شبکه عصبی مصنوعی، باید ویژگی‌هایی را از سیگنال استخراج نمود که بتوانند نمایانگر مناسب وضعیت چندلایه باشند. به این منظور تعداد 30 ویژگی آماری از سیگنال‌های زمانی در هر دو حالت چندلایه استخراج خواهد شد تا بردارهای ورودی شبکه عصبی

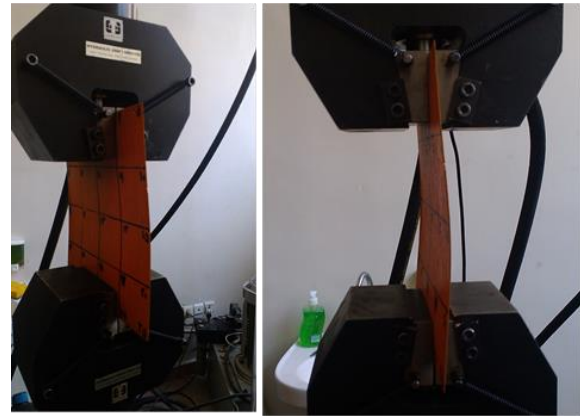


Fig. 1 Glass-fiber laminate under static compression load with constant strain rate 0.005 mm/s

شکل 1 چندلایه کامپوزیت الیاف شیشه تحت بار فشاری استاتیکی با نرخ کرنش ثابت 0.005 mm/s

نرخ کرنش 0.005 mm/s انجام شده است. در طی این آزمون فشار، پس از 15 دقیقه، صدهای اولیه‌ی جدایش و گسیختگی میان فیبرها ایجاد شد و در ادامه نیز پس از 2 دقیقه از شروع خرابی، آزمون فشار متوقف گردید.

اصول اجرایی آزمون ارتعاشی بر پایه روش تحریک با ضربه چکش استوار است. در این آزمون یک شتاب‌سنج بروئل اند کجائتر<sup>1</sup> مدل 4375 در مرکز چندلایه ثابت گردید. سازه به تعداد 25 نقطه تقسیم‌بندی گردید و در نقاط مشخص شده روی سازه ضرباتی توسط چکش مودال بروئل اند کجائتر 8208 و ترنسدیوسر نیرو سر چکش بروئل اند کجائتر 8200 اعمال گردید تا سیگنال‌های پاسخ و تحریک هر دو ثبت شوند. لازم به ذکر است آزمون مودال به کمک چکش بهترین حالت برای کاهش اثر اضافه شدن جرم شتاب‌سنج به سازه است. نحوه تقسیم‌بندی سازه به عوامل متفاوتی بستگی دارد ولی به‌طور کلی هرچه مودهای بالاتری از سازه مدنظر باشد بهتر است فاصله نقاط کمتر شده و شبکه‌بندی ریزی از نقاط بر سازه اعمال شود. شرایط تکیه‌گاهی ایجاد شده در این بخش، شرط مرزی آزاد است که توسط عبور نخ از درون دو سوراخ کوچک روی چندلایه شیشه ایجاد شده است.

به این منظور از حسگر شتاب‌سنج و چکش مودال بروئل اند کجائتر 8208 و ترنسدیوسر نیرو سر چکش بروئل اند کجائتر 8200 به همراه آنالیزر بروئل اند کجائتر 2035 استفاده گردیده است. بر اساس تحلیل نتایج با استفاده از حسگرهای مختلف، نشان داده شد که حسگر این مدل، بهتر از سایر حسگرها در تحلیل مودال مناسب است. شکل 2، چیدمان آزمون صفحه کامپوزیت با الیاف شیشه را نشان می‌دهد. سایر مراحل پردازش سیگنال، داده‌کاوی، استخراج ویژگی از سیگنال و تشخیص عیب توسط نرم‌افزار متلب<sup>2</sup> به انجام رسیده است.

#### 3-2- سیگنال‌های ارتعاشی

در این آزمون، شرط مرزی آزاد است که توسط عبور نخ به طول بیش از 3 متر از درون دو سوراخ کوچک روی چندلایه الیاف شیشه و آویزان نمودن آن ایجاد شده است. صفحه کامپوزیتی شیشه به 25 نقطه مساوی- از طول و عرض به فواصل 5 سانتی‌متری- تقسیم‌بندی شده است تا بتوان تعداد داده‌های بیشتری از چندلایه کامپوزیت در اختیار داشت. سیگنال‌های شتاب ثبت شده توسط حسگر شتاب‌سنج توسط آنالیزر بروئل اند کجائتر مدل 2035

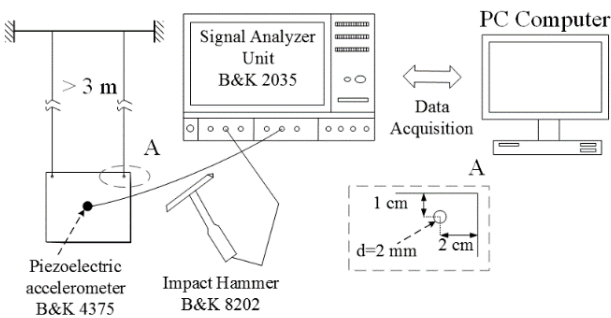


Fig. 2 Test equipment and test rig

شکل 2 تجهیزات و چیدمان آزمون تجربی

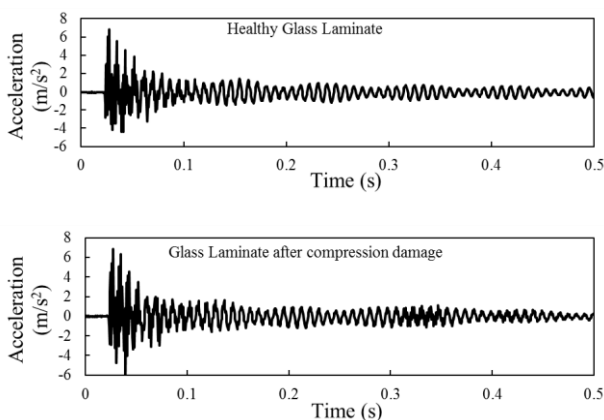


Fig. 3 Acceleration signals for pristine laminate and after compression damage with excitation at plate center

شکل 3 سیگنال‌های زمانی چندلایه الیاف شیشه در حالت سالم و پس از خرابی فشاری در نقطه تحریک مرکز صفحه

<sup>1</sup> Bruel & Kjaer

<sup>2</sup> MATLAB™

که در این رابطه،  $D_j$  بیانگر حدهای فرکانس بالا (جزئیات) و  $A_j$  نشانگر حد پایین در آخرین مرحله تجزیه در مرحله  $j$ -ام است [21]. شکل 5 روند تجزیه سیگنال اصلی را نشان می‌دهد.

تبدیل موجک ابزاری برای محافظت و کاهش نوفه است. فرایند نویز زدایی توسط تبدیل موجک را می‌توان در سه‌گام زیر بیان نمود [22]:

1. تجزیه: محاسبه موجک‌های تجزیه شده سیگنال در مرحله  $L$  تجزیه.
2. فیلتر کردن ضرایب جزئیات: در هر مرحله تجزیه از مرحله 1 تا  $L$ ، آستانه‌ای فیلتر مشخص و بر روی ضرایب جزئیات تجزیه اعمال می‌گردد.
3. بازسازی سیگنال: با استفاده از ضرایب جزئیات به دست آمده از فیلتر مرحله‌ی پیشین در مراحل تجزیه 1 تا  $L$  و نیز ضریب حد پایین اصلی، سیگنال اصلی بازسازی می‌شود.

در این مطالعه، چندین توابع موجک مادر مهم جهت نویز زدایی بر سیگنال‌ها اعمال گردیده شد تا اثر هر یک از آن‌ها بر دقت تشخیص خرابی مشخص گردد. با انجام تکرارهای مختلف، قوی‌ترین و مؤثرترین موجک‌ها جهت پردازش سیگنال به منظور تشخیص خرابی انتخاب خواهند شد. لیست موجک‌های مادر که در این مطالعه در نظر گرفته شده است، در زیر نشان داده شده است:

1. دوبشی<sup>1</sup> (دوبشی 1، دوبشی 2، دوبشی 3)
2. کوئفلت<sup>2</sup> (کوئفلت 1، کوئفلت 2، کوئفلت 3)
3. دو متعامد<sup>3</sup> (بیور 1.1، بیور 1.3، بیور 3.7)
4. مایر گسسته<sup>4</sup>

به عنوان مثال، شکل‌های 6 و 7، به ترتیب سیگنال‌های خام و نویز زدایی شده را برای چندلایه کامپوزیت الیاف شیشه در دو حالت سالم و معیوب نشان می‌دهد. سیگنال‌های زمانی، جهت وضوح تغییرات نویز زدایی، در فاصله‌ی زمانی کمتر از 1 ثانیه رسم شده‌اند.

### 3-3- داده‌کاوی، استخراج و انتخاب ویژگی

سیگنال‌های ارتعاشی در حوزه زمان دارای ابعاد بزرگی بوده و امکان استفاده مستقیم از آن‌ها در روش‌های طبقه‌بندی هوشمند مانند شبکه عصبی وجود ندارد. همچنین تجزیه و تحلیل مقادیر این سیگنال‌ها دشوار است و از دیدگاه کمی اطلاعات چندان مفیدی را به دست نمی‌دهد، بلکه تنها از دیدگاه بصری و به صورت کیفی می‌توان اطلاعات کلی از آن‌ها دریافت نمود. بنابراین ضروری

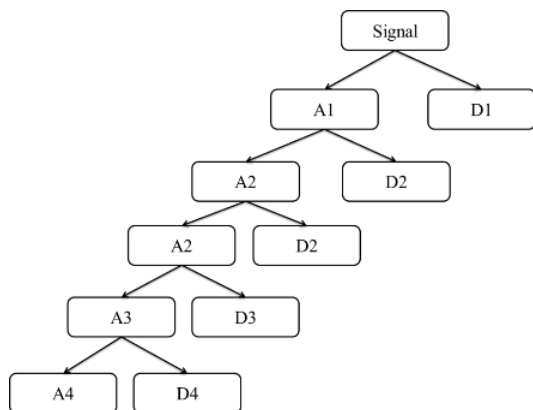


Fig. 5 Raw signal decomposition using wavelet at level 4

شکل 5 تجزیه سیگنال خام توسط تبدیل موجک تا مرحله 4

مصنوعی را تشکیل دهند. همچنین تشخیص خرابی با دقت بالا، نیازمند تعداد داده‌های بالا جهت آموزش، اعتبارسنجی و آزمون شبکه عصبی است. لذا، داده‌برداری از تمامی نقاط روی سطح چندلایه استخراج خواهد شد. به منظور تشخیص خرابی توسط الگوریتم تشخیص‌دهنده، ابتدا باید داده‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی جهت آموزش استفاده شوند. سپس داده‌های آن جهت تشخیص خرابی استفاده خواهند شد. ساختار آموزش شبکه عصبی، به عنوان یکی از پارامترهای تعیین کننده فرایند، در حالت‌های مختلف تست و بهترین ساختار انتخاب خواهد شد. شکل 4 به صورت شماتیک الگوریتم تشخیص عیب را نشان می‌دهد که در ادامه هر یک از این مراحل به تفصیل توضیح داده خواهد شد.

### 3-2- نویز زدایی توسط تبدیل موجک

همان‌طور که اشاره گردید، سیگنال‌های ارتعاشی ثبت شده از چندلایه کامپوزیت دارای نویز می‌باشند. مقدار بالای نویز باعث بالا رفتن احتمال تشخیص اشتباه خرابی را افزایش می‌دهد. به همین دلیل ابتدا نیاز است تا نویز از داده‌های اصلی حذف و سپس داده‌کاوی صورت پذیرد. آنالیز موجک یکی از دستاوردهای نسبتاً جدید و هیجان‌انگیز ریاضیات محض که مبتنی بر چندین دهه پژوهش در آنالیز همساز است، امروزه کاربردهای مهمی در بسیاری از رشته‌های علوم و مهندسی یافته و امکانات جدیدی برای درک جنبه‌های ریاضی آن و نیز افزایش کاربردهایش فراهم شده است. آنالیز موجک در تحلیل سیگنال‌ها به منظور نویز زدایی [18] و تشخیص خرابی [19] مورد استفاده قرار گرفته است.

تبدیل موجک پیوسته به صورت رابطه (1) تعریف می‌گردد [20]:

$$\Psi_{(s,\tau)}^x(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (1)$$

در این معادله  $s$ ،  $\tau$  و  $\Psi$  به ترتیب پارامترهای مقیاس، انتقال و موجک مادر هستند و  $\Psi^*$  مزدوج  $\Psi$  است. پارامتر مقیاس در این تبدیل به معنای معکوس فرکانس زمان به کاررفته است. به عبارت بهتر می‌توان گفت  $s = 1/f$ .

استفاده از تبدیل موجک پیوسته در رایانه عملاً امکان پذیر نیست. چراکه انتگرال گیری باید برای تمامی مقادیر مقیاس‌ها انجام گیرد و از طرفی نیز یک سیگنال پیوسته دارای بی‌نهایت مقدار است که ورود آن‌ها به فرمول تبدیل موجک سخت و مستلزم محاسبات بسیار سنگین و بی‌فایده است. تبدیل موجک گسسته با معادله‌ی (2) تعریف می‌شود [20]:

$$\Psi_{(j,k)}^x(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) dt \quad (2)$$

در این معادله  $s = 2^j$  و  $\tau = 2^j k$ . تبدیل موجک گسسته توسط با عبور سیگنال از تعدادی فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر به انجام می‌رسد. در نتیجه، سیگنال به صورت رابطه (3) تجزیه خواهد شد.

$$x(t) = A_j + \sum_{j \leq J} D_j \quad (3)$$

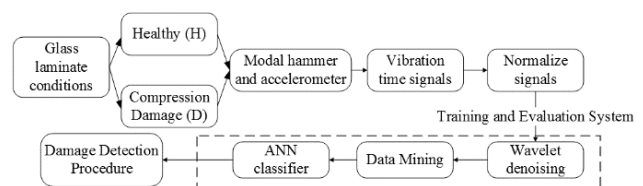


Fig. 4 Damage detection algorithm using Neural Network

شکل 4 الگوریتم تشخیص خرابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

<sup>1</sup> Daubechies  
<sup>2</sup> Coiflet  
<sup>3</sup> Bi-Orthogonal  
<sup>4</sup> Discrete Meyer

جدول 1 برخی ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال ارتعاشی

Table 1 Some selected extracted features from vibration signal

فرمول	نام ویژگی
$STD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - M)^2}{N - 1}}$	انحراف معیار <sup>1</sup>
$QMS = \left( \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{x(n)}{N}} \right)^2$	مربع ریشه میانگین <sup>2</sup>
$SQM = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$	ریشه میانگین مربعی <sup>3</sup>
$CF = \frac{\max(x(n))}{SQM}$	فاکتور کرس <sup>4</sup>
$VAR = (STD)^2$	واریانس <sup>5</sup>
$SK = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - M)^3}{(N - 1) \times (STD)^3}$	اسکینوس <sup>6</sup>
$KU = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - M)^4}{(N - 1) \times (STD)^4}$	کور توسییس <sup>7</sup>
$QS = \sum_{n=1}^N (x(n))^2$	مجموع مربعی <sup>8</sup>

در این‌گونه مسائل شبکه عصبی با داشتن ورودی‌ها و خروجی‌های مشخص باید تشخیص دهد که هر ورودی با کدام طبقه از خروجی‌های تعریف شده بیشترین تطابق را دارد. در این پژوهش شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) با حلقه پس انتشار و روش آموزش با نظارت لوبنبرگ-مارکوات استفاده شد. در این نوع آموزش، در حین آموزش ورودی‌های موردنظر به شبکه عصبی اعمال می‌شود و خروجی شبکه با خروجی مطلوب مقایسه می‌شود. اختلاف بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب منجر به تولید سیگنال خطا می‌شود. هدف از آموزش شبکه به حداقل رساندن خطای تولید شده است. به حداقل رساندن خطا بر اساس تنظیم وزن‌های شبکه انجام می‌شود و میزان محاسبات لازم برای حداقل نمودن خطا به الگوریتم (شیوه) آموزش شبکه بستگی دارد. در این الگوریتم پس از محاسبه مقدار خطا در لایه خروجی مقادیر وزن‌ها در لایه پنهان در جهت کاهش خطا تنظیم می‌شوند.

ساختار شبکه انتخاب شده در این تحقیق شامل شبکه سه لایه‌ای بود. پس از پردازش سیگنال‌های ارتعاشی چندلایه در وضعیت سالم و معیوب در حوزه زمان، بردارهای ویژگی‌های استخراج شده به‌عنوان ورودی‌های شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. به‌منظور تشکیل ساختار شبکه ابتدا به ازای هر ویژگی یک نرون در لایه‌ی ورودی و یک نرون در لایه‌ی پنهان همان‌طور که پیش‌تر گفته شد 30 بردار ویژگی از هر سیگنال ارتعاشی صفحه کامپوزیت استخراج شد. همچنین به ازای هر یک از 2 حالت ممکن در خروجی یعنی چندلایه سالم و معیوب نیز یک نرون تعریف شد.

بنابراین ساختار شبکه عصبی  $30 \times n \times 2$  می‌باشد.  $n$  نشان‌دهنده تعداد نرون‌های لایه میانی (لایه پنهان) است که در عملکرد شبکه تأثیر بسزایی دارند. برای به دست آوردن تعداد نرون مناسب در لایه میانی جهت طراحی بهترین ساختار شبکه معمولاً از روش سعی و خطا استفاده می‌شود. بدین منظور هر شبکه با تعداد مختلف نرون در لایه میانی آموزش دیده و نتایج

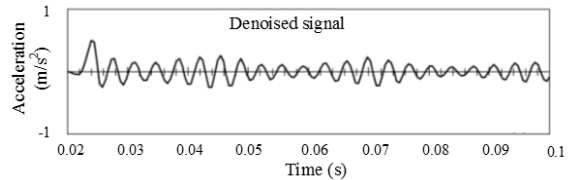
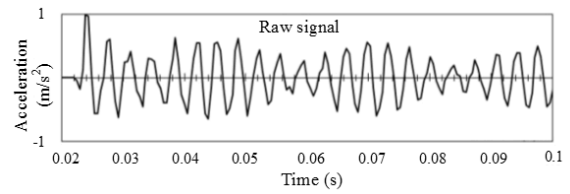


Fig. 6 Raw and denoised signal for pristine laminate using db2 at level 2 with excitation at plate center

شکل 6 سیگنال خام و نویز زدایی شده چندلایه کامپوزیت در حالت سالم توسط موجک مادر دوبشی 2 در مرحله‌ی 2 در نقطه تحریک مرکز صفحه

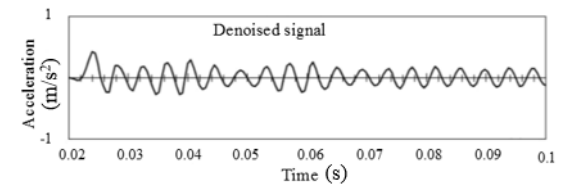
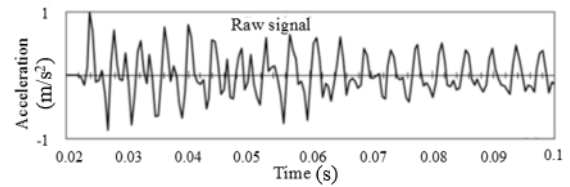


Fig. 7 Raw and denoised signal for damaged laminate using db2 at level 2 with excitation at plate center

شکل 7 سیگنال خام و نویز زدایی شده چندلایه کامپوزیت در حالت معیوب توسط موجک مادر دوبشی 2 در مرحله‌ی 2 در نقطه تحریک مرکز صفحه

است که به نحوی اطلاعات مورد نیاز از سیگنال‌های خام استخراج شود. به فرآیند استخراج اطلاعات پنهان از محتوای یک سیگنال خام، داده‌کاوی گفته می‌شود [23]. داده‌کاوی معمولاً توسط استخراج یک سری توابع آماری به نام توابع ویژگی از سیگنال‌ها انجام می‌پذیرد. در این پژوهش از 30 تابع ویژگی جهت داده‌کاوی از سیگنال‌های ارتعاشی استفاده شد که در واقع بیان‌کننده سیگنال با استفاده از پارامترهای آماری هستند. جدول 1 برخی از ویژگی‌هایی را که پس از نویز زدایی از سیگنال‌های زمانی حالت سالم و دارای خرابی چندلایه کامپوزیت استخراج می‌شوند، نشان می‌دهد. در این فرمول‌ها  $M$  میانگین مقادیر یک سیگنال،  $N$  تعداد نقاط یک سیگنال و در نهایت  $x(n)$  مقادیر یک سیگنال در نقاط داده‌ای هستند.

### 3-4- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یکی از پرکاربردترین و رایج‌ترین روش‌های هوش مصنوعی است که امروزه کارآمدی و کاربردهای فراوان آن بر کسی پوشیده نیست. یکی از حوزه‌های کاربردی مهم این طبقه بند تشخیص و طبقه‌بندی عیوب است. این روش بارها با موفقیت جهت پیش وضعیت و عیب‌یابی سامانه‌های مکانیکی به کار گرفته شده است [12, 24]. در این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی جهت تشخیص عیب در چندلایه کامپوزیت استفاده شد.

<sup>1</sup> Standard Deviation (STD)

<sup>2</sup> Quadratic Mean Square (QMS)

<sup>3</sup> Square Mean Quadratic (SQM)

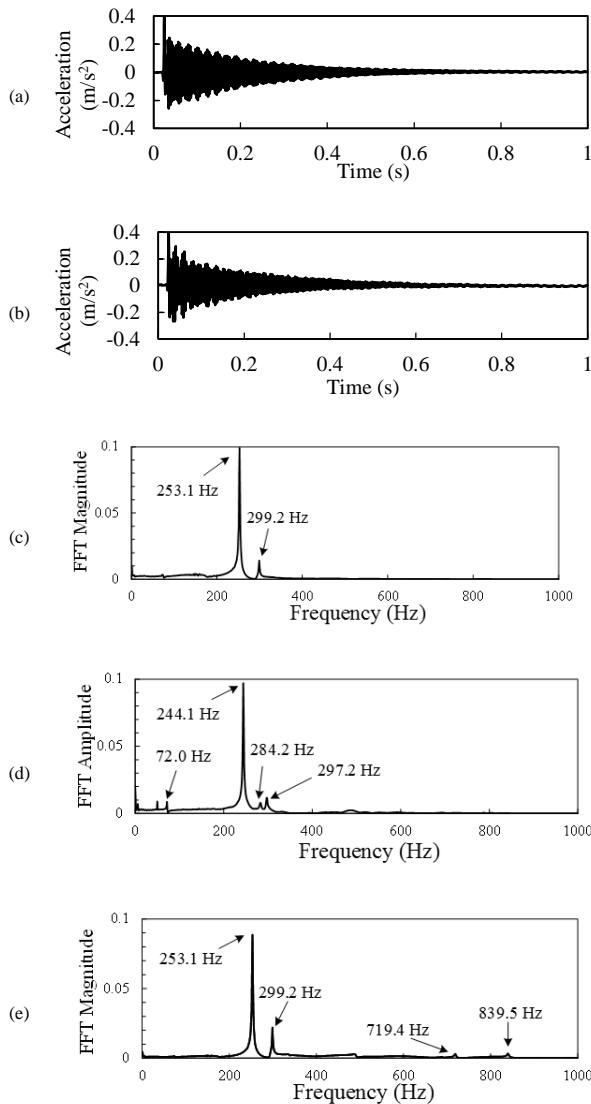
<sup>4</sup> Crest Factor (CF)

<sup>5</sup> Variance (VAR)

<sup>6</sup> Skewness (SK)

<sup>7</sup> Kurtosis (KU)

<sup>8</sup> Quadric Sum (QS)



**Fig. 8** Time and frequency domain signals after denoising: (a) and (c) pristine GFRP, (b) and (d) damaged GFRP- (e) frequency domain main signal for pristine GFRP before denoising

شکل 8 سیگنال‌های زمان و طیف فرکانسی نویز زدایی شده چندلایه کامپوزیت، (a) و (c) در حالت سالم، (b) و (d) در حالت معیوب - (e) طیف فرکانسی چندلایه سالم قبل از نویز زدایی

سعی و خطا انجام شود تا بهینه‌ترین ساختار از لحاظ دقت و زمان تشخیص عیب حاصل شود. شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) با حلقه پس انتشار و روش آموزش با نظارت لونیگ-مارکوات استفاده شد. آزمون داده‌ها نیز جهت مشخص شدن عملکرد شبکه عصبی در تشخیص خرابی در چندلایه کامپوزیت استفاده شده است.

اکنون به توضیح نتایج حاصل از این تحقیق به منظور انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی و اثر توابع موجک مادر مختلف بر روی دقت تشخیص عیب چندلایه کامپوزیت پرداخته می‌گردد.

همان‌طور که بیان گردید، جهت انجام آزمون ارتعاشات چندلایه کامپوزیت به تعداد 25 نقطه تقسیم‌بندی گردید. این امر به این دلیل انجام گردید تا از داده‌های تمامی نقاط جهت تشخیص عیب استفاده گردد. تعداد 25 نقطه و محل نصب حس‌گر بر روی چندلایه کامپوزیت توسط شکل 9 نشان داده شده است.

حاصله ثبت می‌گردد. در نهایت هر کدام از ساختارها که شبکه عصبی بهترین عملکرد در تشخیص عیوب تسمه زمان‌بندی را داشت، کد نویسی شده و در سامانه هوشمند عیب‌یابی از آن ساختار استفاده می‌گردد.

در این پژوهش سیگنال‌های زمانی صفحه‌ی چندلایه در هر دو حالت سالم و معیوب، در 25 نقطه، به تعداد 3 مرتبه به صورت کاملاً مجزا استخراج گردید. لذا در مجموع، تعداد 150 سیگنال ارتعاشی از دو حالت صفحه چندلایه استخراج گردید تا جهت تشخیص عیب از آن‌ها استفاده گردد. درصد داده‌هایی که جهت آموزش، ارزیابی و آزمون شبکه استفاده می‌شوند، می‌تواند اثرگذاری بر دقت تشخیص عیب باشد. داده‌های ارزیابی جهت جلوگیری از آموزش بیش‌از حد شبکه به کار می‌روند. در این تحقیق، ساختارهای مختلف شبکه عصبی جهت تشخیص عیب مشخص آزمایش خواهد شد تا در نهایت شبکه عصبی با بهترین ساختار انتخاب شده به تشخیص عیب چندلایه کامپوزیت بپردازد.

#### 4- نتایج و بحث

در این بخش، ابتدا به صورت خلاصه، تحلیل‌های انجام شده توضیح داده خواهد شد و سپس نتایج حاصل از این تحقیق ارائه خواهد شد.

همان‌طور که پیش‌از این بیان گردید فرایند تشخیص خرابی، بدون انجام نویز زدایی بسیار سخت است، لذا در این تحقیق تبدیل موجک جهت نویز زدایی سیگنال‌های خام زمانی استفاده گردید. مثالی از سیگنال زمانی و طیف فرکانسی سیگنال فیلتر شده به همراه یک نمونه طیف فرکانسی فیلتر نشده در شکل 8 نشان داده شده است. شایان‌ذکر است که ارائه‌ی طیف فرکانسی در اینجا صرفاً به منظور مقایسه چندلایه حالت سالم و معیوب انجام شده است. تأثیر انجام نویز زدایی بر روی طیف فرکانسی را با مقایسه میان شکل 8 (b) و (e) می‌توان مشاهده نمود. با مقایسه میان این دو شکل، می‌توان دید که اثر دو فرکانس ضعیف 839.5 Hz و 719.4 Hz توسط تبدیل موجک از بین رفته است. حال آنکه قدرت فرکانس غالب 253.1 Hz را تقویت نموده است. قابل‌ذکر است که هیچ‌گونه جابجایی در طیف فرکانسی رخ نداده است.

با انجام مقایسه میان طیف فرکانسی نویز زدایی شده در حالت چندلایه سالم و دارای خرابی، شکل 8 (c) و (d)، می‌توان مشاهده نمود که جابجایی فرکانس‌های رزونانس در جهت کم شدن رخ داده است. در واقع خرابی باعث کمتر شدن سختی و کاهش فرکانس رزونانس شده است که این کاهش در فرکانس اصلی و غالب، فرکانس 253.1 Hz مشهودتر است. همچنین قدرت فرکانس‌های رزونانس به علت وجود خرابی کاهش یافته است که نشان می‌دهد دامنه سیگنال ارتعاشی زمان صفحه معیوب نیز کمتر از حالت سالم است و این امر را می‌توان با مقایسه شکل 8 (a) و (b) نیز مشاهده نمود.

به منظور آنالیز دقیق‌تر و پیچیده‌تر با دقت بالا، نقطه‌هایی از چندلایه کامپوزیت که منجر به بالا رفتن دقت تشخیص خرابی می‌شوند، مشخص خواهد شد. در واقع، نقاطی انتخاب خواهند شد که وجود خرابی بیشترین اثر را بر ارتعاشات این نقاط خواهد داشت. جهت ممکن ساختن فرایند عیب‌یابی توسط روش‌های هوشمند، اطلاعات نهفته سیگنال‌ها باید به صورت کمی قابل استفاده گردند و لذا 30 ویژگی معرفی شده در جدول 1 از سیگنال‌های زمان پس از نویز زدایی استخراج می‌گردد که این تعداد جهت آموزش، اعتبارسنجی و آزمون شبکه عصبی استفاده خواهد شد.

شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌هایی که به آموزش اختصاص داده شده‌اند، مرحله‌ی آموزش را طی می‌نماید. درصدی از داده‌ها که به آموزش، اعتبارسنجی و آزمون داده‌ها اختصاص می‌یابند، باید توسط فرایند

در ادامه این تحقیق این ساختار جهت عیب‌یابی بهینه استفاده خواهد شد. نتایج تشخیص عیب با استفاده از موجک مادر دوبشی 1 در شکل 11 نشان داده شده است. مشاهده می‌گردد که با افزایش مرحله تجزیه تا مرحله 4 دقت تشخیص عیب افزایش یافته و تنها در مرحله 4 تجزیه دقت تشخیص عیب کاهش اندکی داشته است. دقت تشخیص عیب در مرحله سوم تجزیه مقدار 78%، بیشترین دقت تشخیص خرابی توسط دوبشی 1، بوده است. زمان آموزش شبکه عصبی در مرحله اول و دوم بسیار بیشتر از مرحله 3 و 4 بوده است. به‌صورت عمومی دقت تشخیص عیب توسط این موجک مادر مناسب نیست.

شکل 12 دقت تشخیص عیب چندلایه کامپوزیت را توسط موجک مادر دوبشی 2 نشان می‌دهد. تمامی دقت تشخیص عیب در مراحل تجزیه 1 تا 3 بالای 80% و بیشترین دقت تشخیص عیب در مرحله 1 برابر با 84% بوده است. روند تغییر دقت عیب‌یابی نسبت به مرحله تجزیه به‌صورت نوسانی است، به شکلی که دقت تشخیص عیب با تجزیه مرحله 1 بیشتر از مرحله 2، مرحله 3 بیشتر از مرحله 2 و مرحله 4 از همه کمتر است.

دقت تشخیص عیب و مدت‌زمان شبکه عصبی با نویز زدایی توسط موجک مادر دوبشی 3 در شکل 13 نشان داده شده است. بالاترین دقت در این گروه، در مرحله تجزیه 3 حاصل شده و برابر 85.3% است و زمان محاسبه

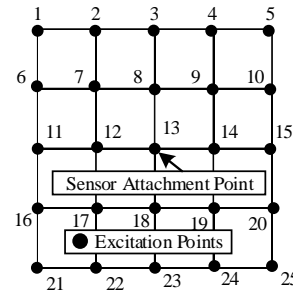


Fig. 9 Excitation and sensor attachment points

شکل 9 محل نصب حس‌گر و نقاط تحریک توسط چکش مودال

انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی که تشخیص عیب را در زمان اندک انجام دهد، بخش مهمی از طراحی سیستم تشخیص عیب است زیرا این روش قابلیت استفاده در تشخیص خرابی آنلاین را نیز دارا است. در نتیجه تشخیص عیب با بهترین دقت و کم‌ترین زمان محاسبه، کاربردی بودن روش را در تشخیص عیب آنلاین افزایش خواهد داد. تعداد لایه‌های پنهان و درصد داده‌های اختصاص‌یافته به آموزش شبکه عصبی به‌عنوان پارامترهای تعیین‌کننده ساختار شبکه عصبی تشخیص خرابی می‌باشند. جهت تعیین ساختار مناسب شبکه عصبی، نویز زدایی داده‌ها توسط تابع مادر موجک دوبشی 2 تا دو مرحله تجزیه به انجام رسید. شکل 10 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبات را توسط شبکه عصبی با تعداد لایه پنهان و درصد اختصاص داده‌های آموزش مختلف نشان می‌دهد. شکل 10 نشان می‌دهد که با افزایش تعداد لایه‌های پنهان، به‌صورت عمومی مدت‌زمان یادگیری شبکه افزایش می‌یابد، که امری طبیعی است. اما افزایش تعداد لایه پنهان لزوماً به افزایش تشخیص خرابی منجر نشده است. بهترین عملکرد و کمترین زمان محاسبه در تعداد لایه پنهان 75 و اختصاص 80% داده‌ها به آموزش حاصل شده است.

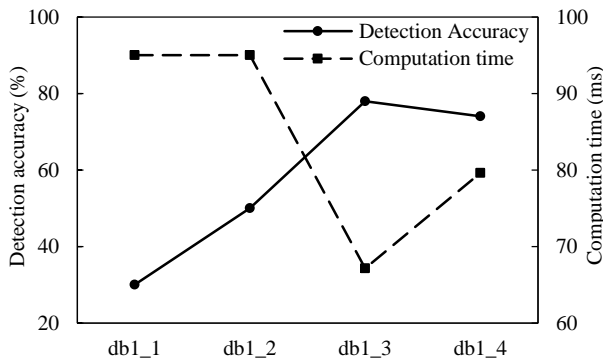


Fig. 11 Detection accuracy and computation time for Daubechies 1 mother wavelet at different decomposition levels

شکل 11 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر دوبشی 1 در سطوح مختلف تجزیه

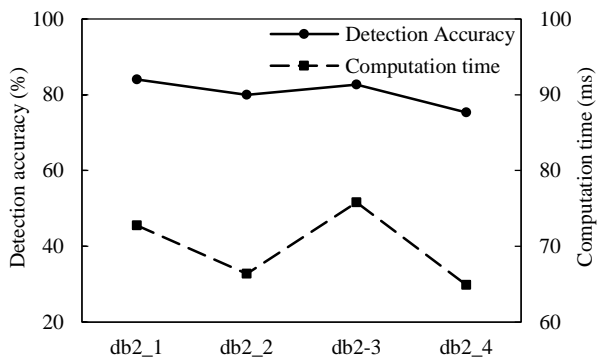


Fig. 12 Detection accuracy and computation time for Daubechies 2 mother wavelet at different decomposition levels

شکل 12 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر دوبشی 2 در سطوح مختلف تجزیه

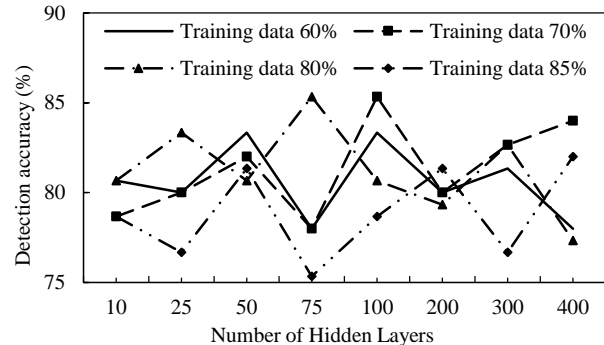
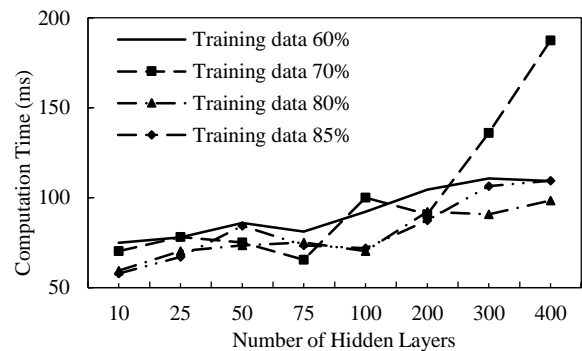
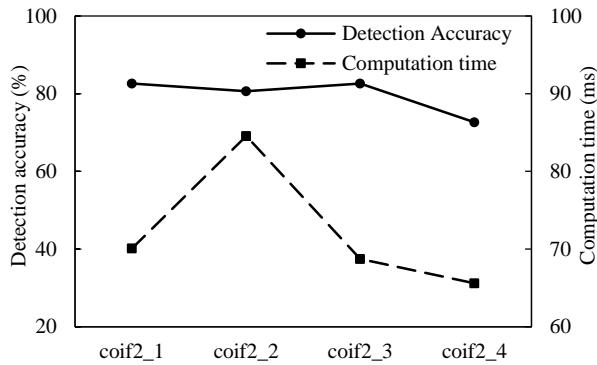


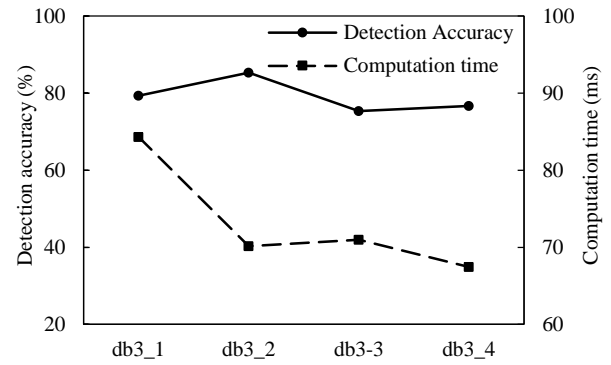
Fig. 10 Detection accuracy and computation time for different NN structures

شکل 10 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه در ساختارهای مختلف شبکه عصبی



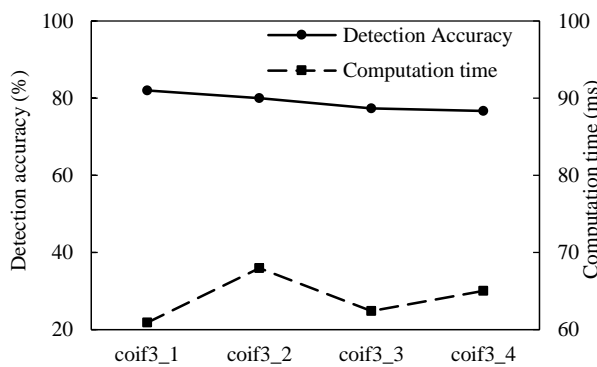
**Fig. 15** Detection accuracy and computation time for Coiflet 2 mother wavelet at different decomposition levels

شکل 15 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر کویفلت 2 در سطوح مختلف تجزیه



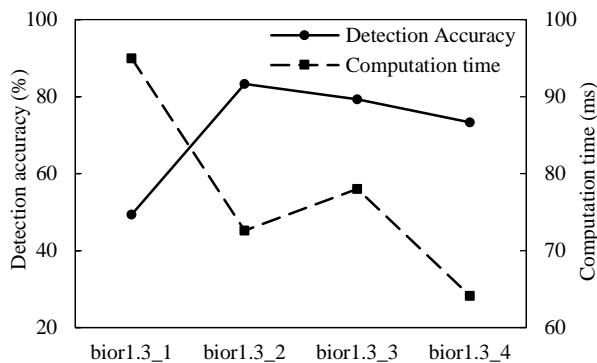
**Fig. 13** Detection accuracy and computation time for Daubechies 3 mother wavelet at different decomposition levels

شکل 13 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر دوبشی 3 در سطوح مختلف تجزیه



**Fig. 16** Detection accuracy and computation time for Coiflet 3 mother wavelet at different decomposition levels

شکل 16 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر کویفلت 3 در سطوح مختلف تجزیه



**Fig. 17** Detection accuracy and computation time for Bior1.3 mother wavelet at different decomposition levels

شکل 17 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر دومتعاملد 1.3 در سطوح مختلف تجزیه

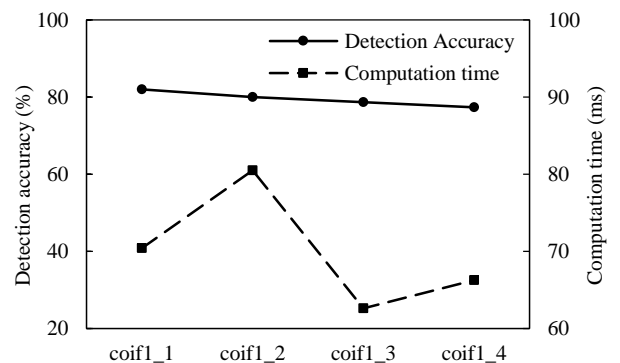
دقت تشخیص عیب شبکه عصبی و زمان محاسبه پس از نویز زدایی با استفاده از موجک مادر مایرگسسته در شکل 19 نمایش داده شده است. دقت تشخیص عیب در سطوح تجزیه 1، 2 و 3 بالای 80% بوده و زمان محاسبه نیز کمتر از 70 میلی ثانیه است. بیشترین دقت تشخیص عیب در مرحله تجزیه 3 به دست آمده و برابر 83.3% است که در زمان 71.1 میلی ثانیه محاسبه شده است.

نیز در این مرحله تجزیه تقریباً 70 میلی ثانیه است که در محدوده قابل مقایسه با سایر تجزیه‌ها است. در مرحله تجزیه 1، زمان محاسبه بسیار بالا است و در مراحل تجزیه بالاتر، دقت محاسبه اندکی کاهش یافته است.

دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه شبکه عصبی توسط موجک مادر کویفلت 1، کویفلت 2 و کویفلت 3 در 4 مرحله تجزیه به ترتیب در شکل‌های 14 تا 16 نشان داده شده است. رفتار تشخیص عیب و زمان محاسبه در کویفلت 1 و 3 با یکدیگر مشابه هستند، به نحوی که در تجزیه مرحله 1، دقت بالای 80% است و با افزایش مرحله تجزیه، دقت کاهش می‌یابد. در کویفلت 2، بیشترین دقت در تجزیه مرحله 3 برابر با 82.7% در مدت زمان تقریبی 68 میلی ثانیه به دست آمده است. لذا در میان موجک‌های مادر کویفلت، کویفلت 2 در مرحله تجزیه 3 بهترین عملکرد را داشته است.

شکل 17 دقت تشخیص عیب شبکه عصبی را پس از نویز زدایی موجک مادر دو متعاملد 1.3 نشان می‌دهد. ماکزیمم دقت در این گروه، در مرحله تجزیه 1 حاصل 83.3% در زمان 72 میلی ثانیه گردید. در سایر مراحل تجزیه، دقت بالای 80% به دست نیامده است.

عملکرد موجک مادر دو تعامد 3.7 به گونه‌ای بوده است که دقت تشخیص عیب شبکه مصنوعی در مقایسه به دومتعاملد 1.3 بیشتر است. مطابق با شکل 18 که دقت تشخیص عیب را نشان می‌دهد، بهترین، بالاترین دقت در مرحله تجزیه 2 حاصل و برابر با 85.3% است که مدت زمان محاسبه نیز 83.3 میلی ثانیه است.



**Fig. 14** Detection accuracy and computation time for Coiflet 1 mother wavelet

شکل 14 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر کویفلت 1 در سطوح مختلف تجزیه



- 7. دو متعامد 3.7 در مرحله تجزیه 2 (bior3.7\_1)
- 8. دو متعامد 3.7 در مرحله تجزیه 2 (bior3.7\_2)
- 9. دو متعامد 3.7 در مرحله تجزیه 3 (bior3.7\_3)

از میان 9 موجک مادر معرفی شده بالاترین دقت (85.3%) مربوط به دوشبی 3 در مرحله تجزیه 2 و دو متعامد 3.7 در مرحله تجزیه 3 است که به ترتیب دارای زمان محاسبه 70.2 و 83.7 میلی‌ثانیه هستند. در نتیجه، اگرچه نویز زدایی توسط این دو موجک مادر منجر به بیشترین دقت تشخیص خرابی شده است، اثر استخراج ویژگی و ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی را نباید نادیده گرفت. در واقع سه نقش کلیدی پردازش سیگنال، استخراج ویژگی و تشخیص‌دهنده عیب هر سه از اهمیت زیادی برخوردار هستند. لذا می‌توان بیان نمود که بیشترین دقت به‌دست‌آمده حاصل از بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، انتخاب بهترین موجک مادر جهت نوز زدایی و انتخاب ویژگی بوده است.

### 5- نتیجه‌گیری

- بر اساس نتایج ارائه شده، نتایج زیر را می‌توان بیان نمود.
- دو موجک مادر کوئفلت 2 و دو متعامد 3.7 بهترین عملکرد را در نویز زدایی داشته‌اند که منجر به بالاترین دقت‌ها شده است.
- بهترین عملکرد و کمترین زمان تشخیص عیب در شبکه عصبی محاسبه در تعداد لایه پنهان 75 و اختصاص 80% داده‌ها به آموزش حاصل شده است.
- بالاترین دقت تشخیص عیب در دوشبی 3 در مرحله تجزیه 2 و دو متعامد 3.7 در مرحله تجزیه 3 حاصل شده است که از این میان دوشبی 3 کمترین زمان محاسبه را نیز داشته است.
- استفاده از نویز زدایی توسط تبدیل موجک به‌عنوان فن پردازش سیگنال به‌منظور تشخیص عیب در چندلایه‌های کامپوزیت توصیه می‌شود.
- عملکرد بالای سیستم مبتنی بر هوش محاسباتی جهت تشخیص عیب بر مبنای داده‌های واقعی آزمون در چندلایه‌های کامپوزیت، نشان می‌دهد شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان هوش محاسباتی توانایی تشخیص عیب را دارد.

### 6- مراجع

- [1] M. Khazaei, A. Banakar, B. Ghobadian, M. Mirsalim, S. Minaei, M. Jafari, P. Sharghi, Analysis of timing belt vibrational behavior during a durability test using artificial neural network (ANN), *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 6, No. 3, pp. 311–318, 2016. (In Persian)
- [2] G. Niu, T. Han, B. S. Yang, A. C. C. Tan, Multi-agent decision fusion for motor fault diagnosis, *Mechanical System and Signal Processing*, Vol. 21, No. 3, pp. 1285–1299, 2007.
- [3] M. Yang, V. Makis, ARX model-based gearbox fault detection and localization under varying load conditions, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 329, No. 24, pp. 5209–5221, 2010.
- [4] Q. Miao, V. Makis, Condition monitoring and classification of rotating machinery using wavelets and hidden Markov models, *Mechanical System and Signal Processing*, Vol. 21, No. 2, pp. 840–855, 2007.
- [5] I. Ullah, *Vibration-based Structural Condition Monitoring of Composite Structures*, PhD thesis, School of Mechanical, Aerospace and Civil Engineering, The University of Manchester, 2011.
- [6] L. H. Yam, Nondestructive detection of internal delamination by vibration-based method for composite plates, *Journal of Composite Materials*, Vol. 38, No. 24, pp. 2183–2198, 2004.
- [7] A. Shahdin, Monitoring the effects of impact damages on modal parameters in carbon fiber entangled sandwich beams, *Engineering Structures*, Vol. 31, No. 12, pp. 2833–2841, 2009.
- [8] P. Cawley, R. D. Adams, The location of defects in structures from measurements of natural frequencies, *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*, Vol. 14, No. 2, pp. 49–57, 2007.

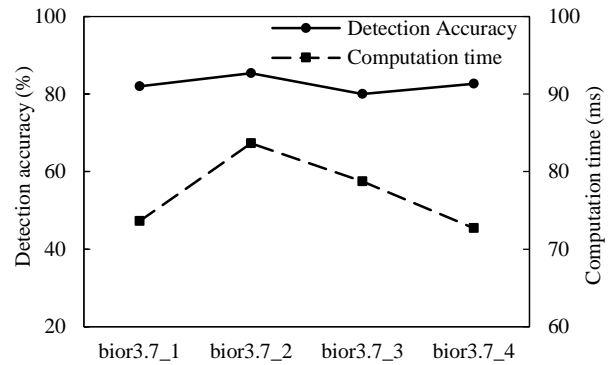


Fig. 18 Detection accuracy and computation time for Bior3.7 mother wavelet at different decomposition levels

شکل 18 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر دو متعامد 3.7 در سطوح مختلف تجزیه

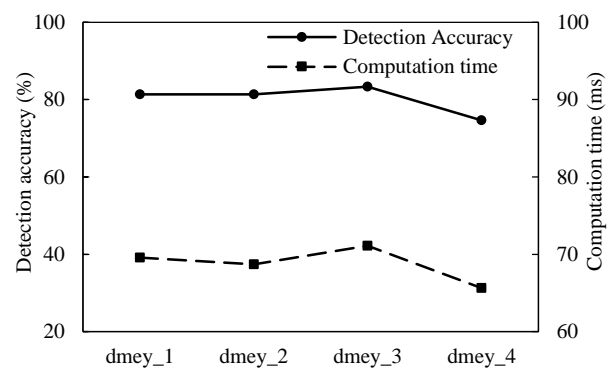


Fig. 19 Detection accuracy and computation time for Discrete Meyer mother wavelet at different decomposition levels

شکل 19 دقت تشخیص عیب و زمان محاسبه برای نویز زدایی توسط موجک مادر مایر گسسته در سطوح مختلف تجزیه

نتایج مهم و اساسی این پژوهش که توضیح داده شد را می‌توان به‌صورت زیر بیان نمود. تقریباً بیشتر موجک‌های مادر در تشخیص عیب بالای 70% مهمی داشته‌اند به شکلی که تنها در چند مورد دقت تشخیص خرابی پایین‌تر از 70% بوده است. همچنین در تمامی موجک‌های مادر، به‌غیر از کوئفلت 1 و 3، افزایش مرحله تجزیه منجر به افزایش دقت تا یک مرحله می‌شود و پس‌از آن دقت کاهش محسوس می‌یابد. این روند به این دلیل رخ می‌دهد که افزایش دقت تجزیه به‌صورت مداوم شفافیت زمانی را کاهش و شفافیت فرکانسی را افزایش می‌دهد. به‌صورت عمومی، می‌توان گفت استفاده از نوز زدایی در مرحله دوم تجزیه منجر به بالاترین دقت تشخیص عیب شده است. جهت انتخاب بهترین موجک‌های مادر که می‌توان از آن‌ها در فرایند تشخیص عیب استفاده نمود، آستانه دقت 80% و زمان محاسبه 70 میلی‌ثانیه در نظر گرفته می‌شود که در نتیجه توابع موجک مادر با بهترین عملکرد را در موارد ذیل می‌توان بیان نمود.

1. دوشبی 2 در مرحله تجزیه 1 (db2\_1)
2. دوشبی 3 در مرحله تجزیه 2 (db3\_2)
3. کوئفلت 1 در مرحله تجزیه 1 (coif1\_1)
4. کوئفلت 2 در مرحله تجزیه 1 (coif2\_1)
5. کوئفلت 2 در مرحله تجزیه 2 (coif2\_2)
6. دو متعامد 1.3 در مرحله تجزیه 2 (bior1.3\_2)

- of the Institution of Mechanical Engineers Part E-Journal of Process Mechanical Engineering, Vol. 228, No. 1, pp. 21–32, 2014.
- [18] A. Moosavian, M. Khazaei, G. Najafi, M. Khazaei, B. Sakhaei, S. Mohammad Jafari, Wavelet denoising using different mother wavelets for fault diagnosis of engine spark plug, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part E-Journal of Process Mechanical Engineering*, Vol. 0, No. 0, pp. 1–12, 2015.
- [19] S. A. Atashipour, H. R. Mirdamadi, R. Amirfattahi, S. Ziaei-Rad, Application of wavelet transform in damage identification in a thick steel beam based on ultrasonic guided wave propagation, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 12, No. 5, pp. 154–164, 2012. (In Persian فارسی)
- [20] Z. K. Peng, F. L. Chu, Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: A review with bibliography, *Mechanical System and Signal Processing*, Vol. 18, No. 2, pp. 199–221, 2004.
- [21] J. Rafiee, P. W. Tse, A. Harifi, M. H. Sadeghi, A novel technique for selecting mother wavelet function using an intelligent fault diagnosis system, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 3, pp. 4862–4875, 2009.
- [22] X. Wang, C. Liu, F. Bi, X. Bi, K. Shao, Fault diagnosis of diesel engine based on adaptive wavelet packets and EEMD-fractal dimension, *Mechanical System and Signal Processing*, Vol. 41, No. 1–2, pp. 581–597, 2013.
- [23] J. Yang, J. Y. Yang, D. Zhang, J. F. Lu, Feature fusion: Parallel strategy vs. serial strategy, *Pattern Recognition*, Vol. 36, No. 6, pp. 1369–1381, 2003.
- [24] J. Rafiee, F. Arvani, A. Harifi, M. H. Sadeghi, Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network, *Mechanical System and Signal Processing*, Vol. 21, No. 4, pp. 1746–1754, 2007.
- [9] D. Montalvao, D. Karanatsis, A. M. Ribeiro, J. Arina, R. Baxter, An experimental study on the evolution of modal damping with damage in carbon fiber laminates, *Journal of Composite Materials*, Vol. 49, No. 19, pp. 2403–2413, 2014.
- [10] P. Qiao, K. Lu, W. Lestari, J. Wang, Curvature mode shape-based damage detection in composite laminated plates, *Composite Structures*, Vol. 80, No. 3, pp. 409–428, 2007.
- [11] S. Kessler, Damage detection in composite materials using frequency response methods, *Composites Part B Engineering*, Vol. 33, No. 1, pp. 87–95, 2002.
- [12] Z. Su, L. Ye, Lamb wave-based quantitative identification of delamination in CF/EP composite structures using artificial neural algorithm, *Composite Structures*, Vol. 66, No. 1–4, pp. 627–637, 2004.
- [13] H. Sohn, G. Park, J. R. Wait, N. P. Limback, C. R. Farrar, Wavelet-based active sensing for delamination detection in composite structures, *Smart Materials and Structures*, Vol. 13, No. 1, pp. 153–160, 2004.
- [14] S. Zheng, Z. Li, H. Wang, A genetic fuzzy radial basis function neural network for structural health monitoring of composite laminated beams, *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 9, pp. 11837–11842, 2011.
- [15] D. Chakraborty, Artificial neural network based delamination prediction in laminated composites, *Materials & Design*, Vol. 26, No. 1, pp. 1–7, 2005.
- [16] M. Khazaei, A. Radmanesh, A. S. Nobari, Dependency of damping changes to mode shape in glass fiber reinforced plastics containing compression damage, *The 16th International Conference of Iranian Aerospace Society*, Feb. 21–23, 2017.
- [17] M. Khazaei, H. Ahmadi, M. Omid, A. Moosavian, M. Khazaei, Classifier fusion of vibration and acoustic signals for fault diagnosis and classification of planetary gears based on Dempster-Shafer evidence theory, *Proceedings*