



## کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در شناسایی و طبقه‌بندی عیوب سازه‌های ورقی کامپوزیتی با استفاده از امواج فراصوت هدایت‌شده

محمد ریاحی<sup>1\*</sup>، علیرضا احمدی<sup>2</sup>

1- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

2- کارشناس ارشد، مهندسی مکانیک، مرکز آزمون‌های غیرمخرب پیشرفته، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

\*riahi@iust.ac.ir، 16765-163 صندوق پستی تهران

### اطلاعات مقاله

دریافت: 96/3/30

پذیرش: 96/4/20

### کلیدواژگان:

شبکه‌های عصبی مصنوعی  
پایش سلامت سازه‌ها  
امواج فراصوت هدایت‌شده  
ورق‌های کامپوزیتی  
تبدیل موجک

### چکیده

بهره‌گیری از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای کاهش نقش تفاسیر انسانی در تحلیل داده‌ها و اخذ نتایج مناسب، همراستا با افزایش سرعت، کاهش خطا و تعدیل هزینه‌ها در فرآیندهای ارزیابی غیرمخرب و پایش سلامت سازه‌ها مورد توجه جدی محققان قرار گرفته است. در این پژوهش، طراحی و اجرای یک سامانه پایش سلامت سازه‌های مبتنی بر پردازش هوشمند سیگنال امواج فراصوت هدایت‌شده به منظور شناسایی و دسته‌بندی سه نوع خرابی متداول در سازه‌های کامپوزیتی ورقی انجام پذیرفته است. با ایجاد سه نوع خرابی شامل تورق، شکاف و سوراخ در یک ورق کامپوزیتی چندلایه از جنس پلیمر تقویت شده با الیاف شیشه و تقسیم ورق به چهار ناحیه مختلف، نسبت به تعبیه 9 مبدل پیزوالکتریک با نقش دوگانه محرک و حسگر و آرایش شبکه‌ای اقدام شده و سیگنال‌های امواج منتشر شده در هر چهار ناحیه مذکور در قالب 12 مسیر در سه راستای مختلف و 240 سیگنال ذخیره گردید. در مرحله بعد، استخراج ویژگی از سیگنال‌ها با روش‌های پیشرفته پردازش سیگنال نظیر تبدیل موجک انجام پذیرفته و داده‌های حاصل، برای آموزش یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه از نوع پیش‌رونده با روش پس‌انتشار خطا مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد، الگوریتم شبکه عصبی طراحی شده و آموزش دیده در این تحقیق، قادر به ایجاد تمایز میان نواحی سالم سازه از نواحی معیوب بوده و علاوه بر آن موفق به دسته‌بندی انواع خرابی‌های موجود در سازه با بازدهی قابل قبول (میانگین حدود 80%) شده که قابلیت تعمیم به شرایط و پیکربندی‌های مختلف و حالت‌های نامعلوم را دارد.

## Utilization of artificial neural networks for detection and classification of damages in composite plate-like structures via ultrasonic guided waves

Mohammad Riahi\*, Alireza Ahmadi

University of Science and Technology of Iran, Tehran, Iran.

\* P.O.B 16765-163, Tehran, Iran, riahi@iust.ac.ir

### Keywords

Artificial neural networks  
Structural health monitoring  
Ultrasonic guided waves  
Composite plates  
Wavelet transform

### Abstract

Using methods based on artificial intelligence to reduce the role of human interpretations in data analysis and obtaining the favorable results, in line with increasing the speed, reducing the errors and adjustment of the costs in the nondestructive evaluation and structural health monitoring is seriously concerned by researchers.

In this study, the design and implementation of a structural health monitoring system is performed by the intelligent signal processing of the ultrasonic waves in order to identify and classify the three common defects in the composite plate-like structures. By creating three types of damages including delamination, crack and hole in the multi-layer composite plate made of glass fiber reinforced polymer and dividing it into 4 different zones, 9 piezoelectric transducers with dual role of actuator and sensor are attached with their network arrangement and the propagated signals in the four mentioned zones on the 12 paths in three different directions including 240 signals were stored. In the next step, extraction of the features from the signals is conducted by the advanced signal processing techniques such as wavelet transform and the findings have been used to train a neural network of advanced multilayer perceptron by back-propagation error method.

The results show that the designed and trained neural network algorithm in this research is able to differentiate between the intact zone from the damaged ones. In addition, it has classified the types of current defects and damages in the structure with the acceptable efficiency (the average is about 80%), which can be generalized to the different conditions and configurations and unknown situations.

Please cite this article using:

Riahi, M. and Ahmadi, A., "Utilization of artificial neural networks for detection and classification of damages in composite plate-like structures via ultrasonic guided waves", In Persian, Journal of Science and Technology of Composites, Vol. 5, No. 3, pp. 343-352, 2018.

برای ارجاع به این مقاله از عبارت زیر استفاده نمایید:

## 1- مقدمه

کاربرد فراوان و رو به رشد انواع مواد کامپوزیتی، بالاخص ورق‌های چندلایه از نوع پلیمر تقویت شده با الیاف کربن و شیشه، به منظور ساخت سازه‌های مختلف در صنایع مهم و حساس نظیر هوافضا و سازه‌های عمرانی، واقعیتی مهم و انکار ناپذیر است. هر چند سازه‌های کامپوزیتی مزایای فراوانی دارند لیکن به هنگام رخداد خرابی، تقریباً بدون نشانه و هشدار خاصی به صورت فاجعه‌آمیزی دچار شکست می‌شوند [1].

نظر به محدودیت‌های موجود در اجرای روش‌های معمول ارزیابی غیرمخرب از قبیل لزوم دسترسی مستقیم، خارج شدن سازه از حالت عملیاتی، عدم کارایی مناسب در شناسایی برخی عیوب به خصوص در مواد کامپوزیتی به دلیل ساختار غیرهمگن، غیرهمسانگرد و پیچیده، نیاز به ابداع و توسعه روش‌های جایگزین، بیش از پیش احساس می‌شود. پیش سلامت سازه‌ای<sup>1</sup> جایگزینی جدید و خلاقانه برای ارزیابی‌های غیرمخرب است که به دلیل بهره‌گیری از مولفه‌هایی نظیر محرک‌ها، حسگرها و پردازش‌های رایانه‌ای، باعث ارتقای کیفی و افزایش اطمینان از عدم وجود خرابی در سازه شده و همچنین موجب کاهش هزینه‌ها در فرآیند نگهداری و تعمیرات می‌گردد [2-4].

از میان روش‌های مختلف طراحی و پیاده‌سازی سامانه‌های مبتنی بر پیش سلامت سازه‌ای، استفاده از امواج فراصوت هدایت شده به دلیل امکان انتشار در فواصل طولانی، توانایی حرکت در مسیرهای غیرمستقیم، حساسیت به عیوب کوچک سطحی و زیرسطحی و همچنین قابلیت انتشار در موادی با خواص میرایی زیاد نظیر انواع کامپوزیت‌ها، در سال‌های اخیر به خصوص برای سازه‌های کامپوزیتی ورقی، رشد چشمگیری داشته است [5]. در این رهیافت با وجود روش‌های مختلف ارسال و دریافت امواج مذکور، استفاده از مبدل‌های پیزوالکتریک<sup>2</sup> به دلیل وزن سبک و قیمت مقرون به صرفه در کنار سهولت استفاده، راهکاری مناسب و در حال توسعه است [6].

در این روش سیگنال امواج فراصوت هدایت شده که در سازه، منتشر می‌گردد، در هر دو حالت سازه‌ی سالم<sup>3</sup> و سازه‌ی تحت بررسی، دریافت گردیده و مقایسه این دو سیگنال با یکدیگر می‌تواند معیاری مناسب برای وجود یا عدم وجود خرابی در سازه باشد. از آنجا که هر یک از انواع خرابی‌های محتمل در سازه، اثری یکتا بر رفتار و ویژگی‌های امواج منتشره در سازه دارد، با استخراج و مقایسه ویژگی‌های امواج، می‌توان علاوه بر شناسایی خرابی، در جهت تعیین نوع، مشخصات و حتی مکان خرابی و در نتیجه تفکیک، تمایز و دسته‌بندی خرابی‌های قابل پیش‌بینی در سازه مبادرت نمود [7].

هر چند در این حوزه، تحقیقات مختلفی که در ادامه مقاله به برخی از آنها اشاره شده در سال‌های اخیر صورت گرفته است، لیکن پژوهش‌های مبتنی بر تشخیص و دسته‌بندی انواع مختلف خرابی، خصوصاً به کمک روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با قابلیت تعمیم به شرایط نامعلوم و پیچیدگی‌های مختلف، به منظور توسعه شیوه‌های خودکار و کاهش تاثیر خطاهای ناشی از تفاسیر انسانی، کمتر مورد توجه بوده که ضرورت کاوش‌های بیشتر در این زمینه را آشکار می‌نماید. برای دسته‌بندی و تفکیک خرابی‌ها، در موقعیت‌هایی که تعریف دقیق مدل ریاضی برای آنها امکان پذیر نبوده یا دشوار می‌باشد، استفاده از شیوه‌های مبتنی بر مفهوم بازشناخت الگویی<sup>5</sup>

توسط الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>6</sup> کاربردی مناسب داشته که زیرمجموعه‌ای از دانش هوش مصنوعی محسوب می‌گردد. در این شیوه، شناسایی یک موجودیت، مانند خرابی در یک سازه بر اساس اطلاعات قبلی بدست آمده یا اطلاعات آماری حاصل شده از تعداد زیادی نمونه یا الگو صورت می‌پذیرد.

نحوه کار به این صورت است که با داشتن تعداد زیادی الگو، زمانی که وضعیت سازه‌ی تحت بررسی (بر اساس ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها) منطبق یا نزدیک به یکی از آن الگوها باشد، حالت بدست آمده از سازه و خرابی مربوطه، به یک الگوی خاص از پیش تعیین شده، نسبت داده می‌شود که به این ترتیب بر اساس اطلاعات مربوط به الگوی مذکور، می‌توان به مشخصه‌های خرابی موجود در سازه، از جمله نوع آن پی برد [8].

در این تحقیق، ابتدا با ایجاد سه نوع خرابی متداول و تعبیه آرایه‌ای از 9 مبدل پیزوالکتریک با نقش دوگانه محرک و حسگر، ضمن طراحی 12 مسیر مختلف برای انتشار امواج فراصوت هدایت شده، سطح سازه ورقی کامپوزیتی تحت بررسی به 4 ناحیه شامل ناحیه سالم، ناحیه شامل تورق (جدایش بین لایه‌ای)، ناحیه دچار شکاف و بالاخره ناحیه دارای سوراخ تقسیم شده است.

از آنجا که هر نوع خرابی اثری منحصر به فرد بر روی ویژگی‌های سیگنال‌های عبوری از هر ناحیه دارد، با بررسی و مطالعه ویژگی‌های سیگنال امواج منتشره در سازه بین هر دو محرک و حسگر دلخواه، می‌توان مشخص نمود هر سیگنال، مربوط به عبور از کدام ناحیه و کدام نوع از انواع خرابی‌های ایجاد شده در ورق کامپوزیتی است.

بر این اساس، در ادامه تحقیق، ویژگی‌های مختلف هر سیگنال در حوزه مشترک زمان و فرکانس مبتنی بر تبدیل موجک استخراج شده که به مثابه معیاری برای تمایز میان سیگنال‌های عبوری از نواحی مختلف چهارگانه روی ورق کامپوزیتی از آنها استفاده گردید.

در مرحله آخر، با تکرار آزمایش‌ها و افزایش تعداد سیگنال‌های دریافت شده از حسگرهای مختلف تعبیه شده روی سازه، تمامی ویژگی‌های استخراجی از سیگنال‌های نواحی مذکور برای آموزش یک شبکه عصبی از نوع پرسپترون چند لایه از نوع پیش‌رونده و مبتنی بر الگوریتم پس انتشار خطا<sup>7</sup> مورد استفاده قرار گرفته است.

هدف نهایی از این تحقیق، ایجاد یک سامانه پیش سلامت سازه‌ای بر اساس امواج فراصوت هدایت شده به همراه طراحی یک الگوریتم مبتنی بر مفاهیم شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده که قادر است با دریافت ویژگی از هر سیگنال دلخواه به عنوان ورودی الگوریتم، ضمن تشخیص خرابی در سازه (تمایز موفق سیگنال‌های عبوری از ناحیه سالم و نواحی معیوب)، اقدام به تعیین نوع خرابی بر اساس داده‌های قبلی حاصل از پردازش رایانه‌ای سیگنال‌های دریافتی از سازه ورقی کامپوزیتی نماید.

## 2- ساخت نمونه آزمایشگاهی

برای نیل به اهداف این تحقیق، نمونه آزمایشگاهی شامل یک ورق کامپوزیتی از جنس پلیمر (اپوکسی) تقویت شده با الیاف شیشه<sup>8</sup> و مشتمل بر 8 لایه پارچه بافته شده نهایتاً به شکل مربع با ابعاد 450 میلی‌متر و ضخامت 2 میلی‌متر برای انجام آزمایش‌ها به روش تزریق در خلا<sup>9</sup> ساخته شد. لایه‌چینی

<sup>6</sup>Artificial Neural Networks

<sup>7</sup>Back propagation error

<sup>8</sup>GF/EP Composite Plate

<sup>9</sup>Woven

<sup>10</sup>V.I.P (Vacuum Infusion Process)

<sup>1</sup>Structural Health Monitoring

<sup>2</sup>Ultrasonic Guided Waves

<sup>3</sup>Piezoelectric

<sup>4</sup>Benchmark

<sup>5</sup>Pattern Recognition

می‌گویند. این امواج برای اولین بار توسط هوراس لمب معرفی شده لذا با نام امواج لمب<sup>۲</sup> نیز شناخته می‌شود. امواج لمب در واقع اغتشاشات الاستیکی هستند که می‌توانند در یک ورق جامد با مرزهای آزاد منتشر شوند.

در این روش، موج به درون ورق، فرستاده شده و سپس بر اساس مقایسه میان سیگنال‌های موج منتشره در ورق سالم (معیار) با ورق تحت بررسی، هرگونه تغییر در سیگنال امواج در شرایط یکسان می‌تواند بیانگر وجود خرابی در سازه باشد.

بازرسی غیرمخرب و پایش سلامت سازه‌ای به کمک امواج لمب به دلیل قابلیت انتشار این امواج در فواصل طولانی، حساسیت قابل قبول به انواع عیوب و حتی حرکت در مسیرهای غیرمستقیم، مزایای فراوانی نسبت به آزمون‌های غیرمخرب از جمله آزمون فراصوتی معمول دارد.

برای شناسایی خرابی در سازه‌ها به کمک امواج فراصوت هدایت شده، اولین و مهمترین گام، انتخاب مود و فرکانس تحریک مناسب برای ایجاد و انتشار امواج در سازه است. در کاربردهای ارزیابی غیرمخرب، معمولاً فرکانس به نحوی انتخاب می‌شود تا فقط مودهای پایه، تولید شده که به این ترتیب موجب کاهش پیچیدگی پردازش و تحلیل سیگنال‌ها و عدم تداخل مودهای مختلف گردد.

این مرحله با استخراج و ترسیم منحنی‌های پراکندگی بر اساس حل معادله ریلی- لمب انجام می‌پذیرد. رفتار موج در یک ورق نازک تک لایه به فرم تانسور کارترین با رابطه (1) به شرح ذیل تعریف می‌گردد:

$$\mu. u_{i,jj} + (\lambda + \mu). u_{j,ji} + \rho. f_i = \rho. \ddot{u}_i \quad (1)$$

که در آن  $u_i$  و  $f_i$  به ترتیب تغییرمکان و نیرو در جهت  $X_i$  (محورهای مختصات) بوده در حالیکه  $\rho$  و  $\mu$  به ترتیب چگالی و مدول برشی ورق هستند.

در این حال داریم  $\lambda = 2\mu.v/(1 - 2v)$  که  $\lambda$  ثابت لامه و  $v$  ضریب پواسون است. رابطه (1) پس از تجزیه به روش هلمهولتز به شکل رابطه 2 برای مودهای متقارن و رابطه (3) برای مودهای نامتقارن بدست خواهد آمد.

$$\frac{\tan(qh)}{\tan(ph)} = - \frac{4k^2 pq}{(q^2 - k^2)^2} \quad (2)$$

$$\frac{\tan(qh)}{\tan(ph)} = - \frac{(q^2 - k^2)^2}{4k^2 pq} \quad (3)$$

که در این روابط داریم:

$$p^2 = (\omega^2/C_L^2) - k^2 \quad q^2 = (\omega^2/C_T^2) - k^2 \quad (4)$$

در روابط فوق،  $\omega$  فرکانس،  $C_T$  و  $C_L$  به ترتیب سرعت موج طولی و عرضی،  $k$  عدد موج و  $h$  نصف ضخامت ورق است. این روابط با تغییرات اندکی برای ورق‌های  $N$  لایه نیز در قالب رابطه 5 قابل استفاده است.

$$\mu^n \nabla^2 u^n + (\lambda^n + \mu^n) \nabla(\nabla \cdot u^n) = \rho^n \frac{\partial^2 u^n}{\partial t^2} \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

در حالی که اپراتورهای  $\nabla$  و  $\nabla^2$  مطابق رابطه 6 تعریف می‌شوند [12, 14]:

$$\nabla = \frac{\partial}{\partial x_1} + \frac{\partial}{\partial x_2} + \frac{\partial}{\partial x_3} \quad \nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x_1^2} + \frac{\partial^2}{\partial x_2^2} + \frac{\partial^2}{\partial x_3^2} \quad (6)$$

لذا با استفاده از کد نرم‌افزاری از پیش تولید شده در نرم‌افزار متلب<sup>۳</sup> اقدام به ترسیم منحنی‌های پراکندگی بر اساس خواص مکانیکی مندرج در جدول 1

طراحی شده به صورت  $[0/90/\pm 45/\pm 45/0/90]$  و شبه‌همسانگرد<sup>۱</sup> بوده که کاربرد متنوعی در صنایع مهم نظیر هوافضا دارد. به منظور ایجاد خرابی‌ها، ورق به چهار ناحیه شامل یک ناحیه سالم و سه ناحیه معیوب مشتمل بر سه نوع خرابی متداول در ورق‌های کامپوزیتی شامل تورق (جدایش بین لایه‌ای)، شکاف و سوراخ تقسیم شده و خرابیهای مذکور با جانمایی در موقعیت مکانی مشابه نسبت به مرکز و مرزهای بیرونی ورق در نمونه‌ی تحت بررسی ایجاد شد.

مطابق شکل 1 تورق با هندسه مدور و قطر 50 میلی‌متر با تعبیه دو لایه نازک تفلون با توجه به لایه‌چینی متقارن و با هدف انتشار همگن امواج در دو سوی ناحیه معیوب، در وسط ضخامت ورق (ناحیه شماره 2) ایجاد شد. ضمناً شکاف با پهنای 1 میلی‌متر و طول 40 میلی‌متر (ناحیه شماره 3) و سوراخ به قطر 8 میلی‌متر (ناحیه شماره 4) و هر دو راه به در، ایجاد گردید.

برای انجام مراحل اولیه پژوهش، خواص مکانیکی ورق در سه راستای 0، 90 و 45 درجه متناسب با جهت قرارگیری الیاف با استفاده از آزمون کشش و با نصب کرنش‌سنج‌های مناسب برای مواد کامپوزیتی بر روی 6 نمونه میله‌ای تخت مطابق استاندارد مربوطه [9] استخراج گردید.

بر اساس نتایج حاصل از این آزمون، میزان غیرهمسانگردی ورق کامپوزیتی ساخته شده، نسبت به سه جهت قرارگیری الیاف در حدود 30 درصد تعیین شد. با روشی شبیه به آنچه در مرجع [10] انجام پذیرفته، ضمن محاسبه میانگین خواص در سه راستای مذکور داده‌های نهایی در خصوص خواص مورد نیاز ورق کامپوزیتی، در جدول 1 ارائه شده است.

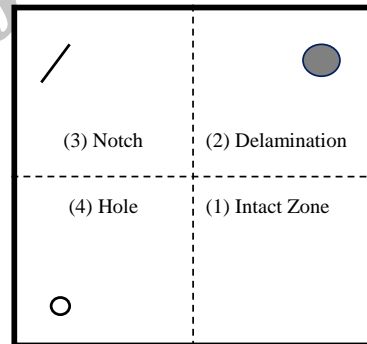


Fig1. Composite plate and damages locations

شکل 1 ورق کامپوزیتی و موقعیت خرابی‌ها روی آن

جدول 1 خواص مکانیکی ورق کامپوزیتی نمونه

Table 1 Mechanical properties of composite plate

خواص مکانیکی	ورق نهایی از جنس الیاف شیشه/اپوکسی
چگالی (Kg/m <sup>3</sup> )	1700
مدول یانگ (GPa)	70
ضریب پواسون	0.3

### 3-انتخاب مود و فرکانس مناسب

یکی از روش‌های پرکاربرد و موثر برای ایجاد و توسعه سامانه‌های پایش سلامت سازه‌ای استفاده از امواج فراصوتی است که به سه دسته امواج حجمی، سطحی و ورقی تقسیم می‌شود. نوع آخر، قابلیت انتشار در ورق‌ها در فواصل طولانی را داشته و مرزهای آزاد ورق، امواج را در مسیر مرزها هدایت می‌کنند. به همین دلیل به این امواج، اصطلاحاً امواج فراصوت هدایت شده

<sup>1</sup>Quasi-Isotropic

<sup>2</sup>Lamb Waves

<sup>3</sup>MATLAB

همانطور که در شکل 4 مشاهده می‌گردد، برای ایجاد پالس مناسب جهت تحریک مبدل‌های پیزوالکتریک در این آزمایش از یک دستگاه مولد موج<sup>2</sup> از نوع RIGOL DG 1022 و همچنین برای دریافت و ذخیره‌سازی سیگنال‌های دریافتی از هر حسگر پیزوالکتریک، از یک دستگاه اسیلوسکوپ دیجیتال با پهنای باند 40 مگاهرتز، نرخ نمونه برداری یک گیگاسمیل بر ثانیه، مجهز به دو کانال از نوع TEKTRONIX TDS1012C-SC استفاده گردید که این تجهیزات با استفاده از کدنویسی و تولید نرم افزار در محیط لَب‌ویو<sup>3</sup> برای کنترل و انجام دقیق آزمایش، برنامه ریزی شد.

بر اساس حل معادلات امواج فراصوت هدایت شده برای ورق با مشخصات و خواص مکانیکی مذکور، مطابق نمودارهای پراکندگی ترسیم شده، در محدوده فرکانسی 200 کیلوهرتز، تنها دو مود پایه متقارن و نامتقارن تولید شده و سایر مودها در این محدوده فرکانسی ایجاد نمی‌گردد. باید توجه داشت در کاربردهای امواج لمب در حوزه ارزیابی غیرمخرب و شناسایی خرابی در سازه‌های مختلف، باید فرکانس تحریک به نحوی انتخاب گردد تا ضمن آنکه نصف طول موج از اندازه خرابی کوچکتر باشد، فرکانس قطع<sup>4</sup> در محدوده‌ای قرار گیرد تا تعداد حداقلی (فقط مودهای پایه) از مودهای ممکن ایجاد گردد [14]. چنانچه محدوده فرکانسی به گونه‌ای باشد که بیش از دو مود پایه ایجاد شود، اغلب به دلیل تداخل و اثرات متقابل مودهای مختلف و پیچیده شدن پردازش سیگنال‌ها، فرآیند شناسایی خرابی با دشواری مواجه می‌گردد، مگر آنکه از برخی روش‌های تکمیلی دیگر برای رفع پیچیدگی مساله استفاده گردد. بر این اساس و با توجه به مشخصات مبدل‌های پیزوالکتریک موجود، برای ایجاد پالس تحریک و تولید امواج لمب در سازه، از تک پالس سینوسی با فرکانس 200 کیلوهرتز و دامنه 20 ولت (نقطه به نقطه) استفاده شد که بیشترین مقدار دامنه را برای امواج خروجی بر روی صفحه اسیلوسکوپ ایجاد می‌نمود. شکل موج سینوسی به دلیل دوره‌ای بودن و رفتار ملایم و همچنین رسیدن به میزان حداکثر دامنه در زمانی کوتاه، انتخابی مناسب برای ایجاد موج تحریک می‌باشد.

نمونه‌ای از سیگنال‌های دریافتی از سازه مربوط به مقایسه انتشار امواج در دو مسیر مقایسه‌ای مرتبط با ناحیه دچار شکاف به صورت تجمیعی و در حالی که دامنه سیگنال‌ها در بازه [1,-1] نرمال شده، در شکل 5 قابل مشاهده است.

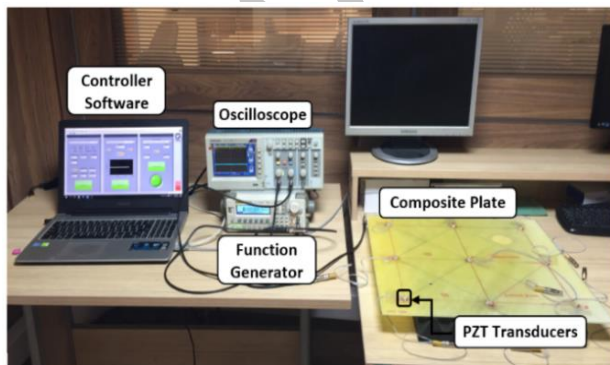


Fig4. Configuration of designed and deployed SHM system

شکل 4 پیکربندی سامانه پایش سلامت سازه‌ای طراحی و اجرا شده

گردید. در شکل 2 نمودار پراکندگی مربوط به سرعت گروه امواج منتشره در ورق تحت بررسی قابل مشاهده است.

#### 4-طراحی و پیکربندی آزمایش

برای انجام آزمایش‌های لازم در پژوهش حاضر، مطابق با شکل 3 اقدام به نصب و چسباندن 9 عدد مبدل پیزوالکتریک به قطر 10 و ضخامت 2 میلی‌متر با فرکانس مرکزی 200 کیلوهرتز و نقش دوگانه محرک/حسگر در نواحی چهارگانه طراحی شده روی ورق شد که نهایتاً با تعویض نقش محرک و حسگر به ازای هر مبدل پیزوالکتریک در 40 مسیر مختلف اقدام به انتشار و دریافت امواج فراصوت هدایت شده در ورق کامپوزیتی گردید.

موضوع مهم در این تحقیق، عدم تمایز نمونه سالم از نمونه معیوب می‌باشد که ذیل مفهوم بازرسی آنی<sup>1</sup> بوده و در مرجع [13] به تفصیل درباره آن توضیح داده شده است. در این روش به جای مرجع قرار دادن یک نمونه سالم از سازه و مقایسه جداگانه سازه تحت بررسی با آن، ضمن ایجاد مسیرهای انتشار امواج در جهات مختلف روی یک سازه واحد و مقایسه آن مسیرها با هم، سلامت سازه طی یک فرآیند ارزیابی غیرمخرب بررسی می‌شود. از مزایای مهم این روش می‌توان به یکسان بودن چگونگی و فرآیند ساخت نمونه در حال بررسی، شرایط محیطی و مقتضیات آزمایشگاهی اشاره نمود.

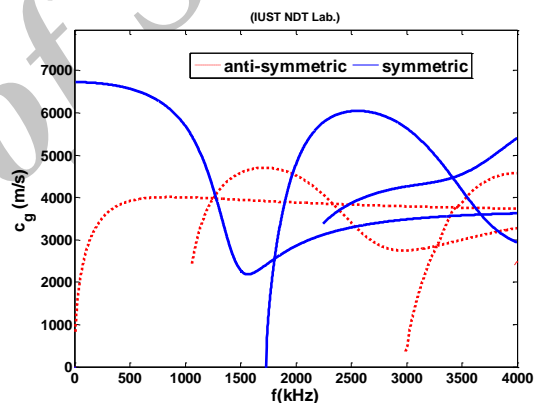


Fig2. Dispersion curves of Lamb waves related to group velocity

شکل 2 منحنی پراکندگی امواج لمب مرتبط با سرعت گروه

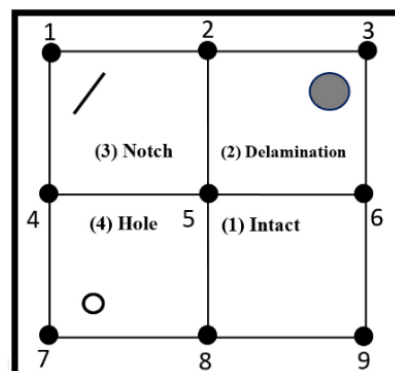


Fig3. Piezoelectric transducers arrangement and 40 propagation paths

شکل 3 چیدمان مبدل‌های پیزوالکتریک و 40 مسیر انتشار امواج

<sup>2</sup> Function generator

<sup>3</sup>LabVIEW

<sup>4</sup>Cutoff frequency

<sup>1</sup>Instantaneous inspection

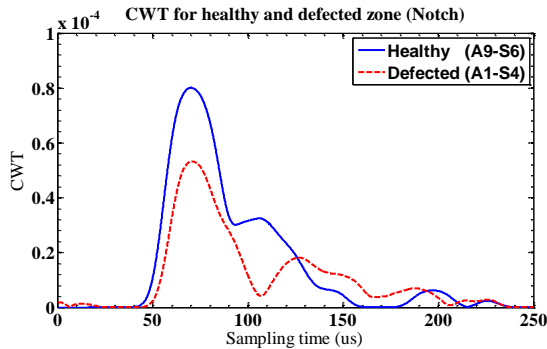


Fig6. Comparison of signals in zones 1 & 3 via wavelet transform

شکل 6 مقایسه سیگنال‌های نواحی 1 و 3 در فضای تبدیل موجک

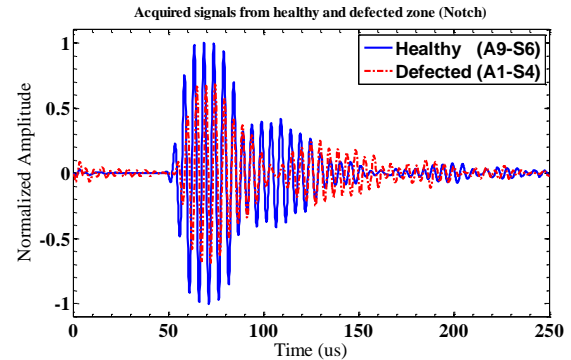


Fig5. Comparison of signals in zone 3 (notch) and Zone 1 (intact)

شکل 5 مقایسه سیگنال‌های ناحیه 3 (شکاف) و ناحیه 1 (سالم)

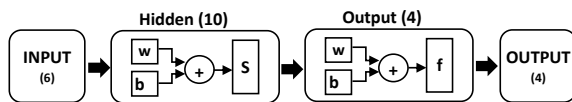


Fig7. Architecture & structure of designed ANN

شکل 7 معماری و ساختار شبکه عصبی طراحی شده

بدیهی است تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر خروجی‌های شبکه عصبی بوده که معادل تعداد کلاس‌هایی است که سیگنال‌ها در آن کلاس‌ها (متناظر با نواحی چهارگانه روی ورق کامپوزیتی) طبقه‌بندی می‌شوند.

۳. پارامترهای اساسی شبکه عصبی بر اساس مقتضیات مساله به شرح موارد ذیل طراحی و تعیین گردید.

- از تابع پترننت<sup>۳</sup> برای تعیین نوع کارکرد و وظایف مورد انتظار شبکه عصبی (طبقه‌بندی داده‌ها) در این مساله استفاده شد.
- روش اصلاح وزن‌ها در این طراحی، از نوع پس‌انتشار خطا انتخاب گردید.
- تابع فعال‌سازی برای لایه پنهان شبکه عصبی از نوع سیگموئید<sup>۴</sup> تعیین شد.

۴. از میان توابع موجود در نرم افزار متلب با توجه به تنوع توابع آموزش شبکه عصبی از تابع تری‌اس.سی.جی<sup>۵</sup> برای الگوریتم آموزش استفاده شد که دارای بهترین عملکرد بود.

۵. با توجه به تنوع توابع تعیین معیار کارایی از تابع کراس-انترپوی<sup>۶</sup> برای تعیین کارایی و استخراج میزان خطای شبکه عصبی مرتبط با تابع آموزش انتخاب شده، استفاده گردید.

در ادامه تحقیق، برای آموزش شبکه عصبی طراحی شده، ابتدا آزمایش و دریافت سیگنال مرتبط با هر یک از مسیرهای انتخابی (محرك/حسگر) و تکرار آن برای 20 مرتبه انجام پذیرفت که به این ترتیب برای 4 ناحیه، هر ناحیه 3 مسیر و برای هر مسیر 20 سیگنال دریافت و ذخیره شد.

در نتیجه برای آموزش و آزمایش شبکه عصبی مجموعاً 240 سیگنال ذخیره شده و مورد استفاده قرار گرفت. نمایش مسیر انتشار هر یک از سیگنال‌های اصلی (12 مسیر منتخب به صورت تصادفی) شامل پیکان‌های سه‌گانه متمایز شده در هر یک از چهار ناحیه روی ورق در شکل 8 قابل مشاهده می‌باشد که جزئیات و نام این مسیرها در جدول 2 ذکر شده است. برای تامین ورودی‌های اصلی شبکه عصبی با کدنویسی در نرم‌افزار متلب اقدام به پردازش

همانطور که ملاحظه می‌گردد، حضور خرابی در سازه موجب شده است، سیگنال عبوری از ناحیه دچار شکاف، در مقایسه با سیگنال عبوری از ناحیه سالم (در مسیر مشابه) دچار افت محسوس دامنه در مولفه اول (اصلی) شود. با اعمال تبدیل موجک بر روی سیگنال‌های تحت بررسی و استخراج ضرایب موجک (دقیقاً متناظر با فرکانس تحریک) می‌توان وضعیت طیف انرژی سیگنالها (متناسب با ضرایب موجک) را نیز بررسی نمود که در شکل 6 افت انرژی سیگنال در حضور خرابی از نوع شکاف برای مولفه‌های مختلف و به خصوص برای مولفه اول، بخوبی مشهود بوده که در صورت لزوم نسبت این کاهش برای طراحی شاخص خرابی قابل محاسبه است [15].

### 5- طراحی و آموزش شبکه عصبی

مراحل اصلی در فرآیند پایش سلامت سازه‌ای توسط امواج فراصوت هدایت شده و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی را می‌توان در قالب موارد زیر به طور خلاصه بیان نمود [16,17]:

- استخراج ویژگی از سیگنال‌های امواج به کمک روش‌های پیشرفته پردازش سیگنال از جمله تبدیل موجک
  - ایجاد اثرانگشت دیجیتال برای هر نوع از خرابی یا هر شدت از یک نوع خرابی (اثر منحصر به فرد هر خرابی روی امواج منتشره در سازه)
  - کنار هم قرار دادن داده‌های حاصل از مرحله قبل و ایجاد بانک اطلاعاتی از مشخصات خرابی
  - طراحی و آموزش شبکه عصبی توسط رکوردهای بانک اطلاعاتی بدست آمده در مرحله قبل
  - استخراج داده‌های دریافتی از الگوریتم شبکه عصبی، مقایسه آن با داده‌های واقعی و تعیین بازدهی شبکه عصبی
- بر این اساس در تحقیق حاضر، ابتدا طراحی شبکه عصبی در پنج مرحله به شرح ذیل انجام شد:

1. معماری شبکه عصبی انتخاب شده در این تحقیق با توجه به مقتضیات مساله از نوع پرسپترون چندلایه<sup>۱</sup> و پیش‌خور<sup>۲</sup> در نظر گرفته شده و طراحی گردید [18].
2. شبکه عصبی طراحی شده دارای 6 ورودی اولیه (ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها)، یک لایه پنهان شامل 10 نرون و یک لایه خروجی شامل 4 نرون می‌باشد که در شکل 7 معماری و ساختار آن به صورت شماتیک نمایش داده شده است.

<sup>۳</sup>Pattrennet Function

<sup>۴</sup>Sigmoid

<sup>۵</sup>TrainS.C.G

<sup>۶</sup>Cross-Entropy

<sup>۱</sup>Multi-Layer Perceptron

<sup>۲</sup>Feed-Forward

جدول 3 توزیع سیگنال‌ها در مراحل مختلف اجرای الگوریتم

Table 3 Distribution of signals in ANN training process

نام مرحله	تعداد سیگنالها	سهم از کل (درصد)
آموزش	168	70
اعتبارسنجی	36	15
آزمایش	36	15

پس از اجرای الگوریتم بر اساس طراحی انجام شده، مطابق شکل 9 بنا بر شروط در نظر گرفته شده در الگوریتم، باید فرآیند آموزش شبکه عصبی پس از 5 بار رخداد متوالی خطا، متوقف گردد.

این مفهوم بدان معناست که شبکه عصبی در مراحل قبل با به وجود آمدن خطا اقدام به تصحیح خطا نموده و دفعات متوالی رخداد خطا همواره کمتر از 5 می‌باشد تا اینکه بالاخره روند آموزش پس از 5 مرحله رخداد متوالی خطا، متوقف می‌گردد.

بنابراین پس از 41 بار آموزش و رخداد 5 خطای متوالی به دلیل جلوگیری از پدیده آموزش غیر موثر و بیش از حد لازم<sup>5</sup>، توقف فرآیند آموزش آموزش شبکه عصبی، به کمک داده‌های مرتبط با مرحله اعتبارسنجی در دستور کار الگوریتم قرار می‌گیرد.

بر این اساس، کمترین مقدار خطا و بهترین کارایی شبکه عصبی به ازای توقف آموزش در 5 بار رخداد متوالی خطا، در تکرار 36<sup>6</sup> ام و به ازای داده‌های مرتبط با مرحله اعتبارسنجی نتایج اتفاق افتاده است.

نقطه‌ای که در شکل 9 با دایره مشخص شده، نشانگر وضعیتی است که از نسل<sup>6</sup> 36 تا 41 روند آموزش، دارای خطاهای متوالی بوده و لذا در تکرار شماره 41، فرآیند به منظور جلوگیری از اشباع آموزش شبکه عصبی و افزایش قدرت تعمیم‌دهی آن متوقف شده است. هر چند این توقف به بهای کاهش بازدهی ظاهری شبکه عصبی است، لیکن قطعیت و توان تعمیم‌دهی نتایج آن را تضمین می‌نماید. در شکل 10 ماتریس ابهام<sup>7</sup> یا درهم‌ریختگی به عنوان معیاری برای مشاهده وضعیت تعدادی طبقه‌بندی سیگنال‌ها در مرحله نهایی (آزمایش شبکه)، استخراج شده است. این ماتریس بیانگر آن است که با توجه به عناصر موجود روی قطر اصلی (موارد صحیح دسته‌بندی شده در مرحله آزمایش)، شبکه عصبی از مجموع 36 سیگنال، در 29 مورد درست عمل کرده و در 7 مورد دچار خطا شده، لذا به بازدهی 80.6 درصد دست یافته است.

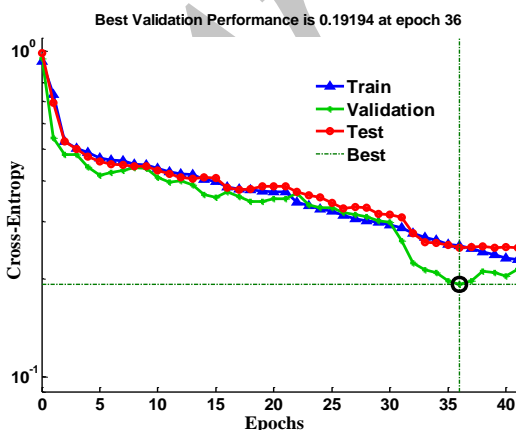


Fig 9. ANN error trend during training

شکل 9 روند کاهش خطای شبکه عصبی در خلال فرآیند آموزش

<sup>5</sup>Over-training

<sup>6</sup>Epoch

<sup>7</sup>Confusion Matrix

سیگنال‌های دریافتی بر اساس تبدیل موجک<sup>1</sup> [19-21] و استخراج ویژگی<sup>2</sup> از سیگنال‌های امواج فراصوت هدایت شده (شامل 240 سیگنال مشتعل بر 60 سیگنال از هر یک از 4 کلاس طراحی شده) گردید.

این ویژگی‌های استخراج شده برای هر سیگنال شامل بیشینه دامنه سیگنال، زمان به قله رسیدن دامنه سیگنال<sup>3</sup>، بیشینه ضرایب موجک، کمینه ضرایب موجک، واریانس ضرایب موجک و انحراف معیار ضرایب موجک می‌باشد.

کلیه ویژگی‌های فوق، برای تمامی 240 سیگنال آماده شده، استخراج گردیده و به عنوان ورودی اصلی شبکه عصبی در نظر گرفته شد. برای اعمال تبدیل موجک در این بخش از پژوهش، از تابع موجک مادر، با نام میر<sup>4</sup> استفاده گردید که دارای عملکردی کاملاً مناسب برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های تحت بررسی بود.

خروجی شبکه عصبی در واقع همان دسته‌بندی صحیح کلیه سیگنال‌های ورودی در قالب 4 کلاس و منطبق بر 4 ناحیه‌ی در نظر گرفته شده روی ورق تحت بررسی می‌باشد، به گونه‌ای که شبکه عصبی باید با دریافت هر سیگنال دلخواه، وضعیت تعلق آن به ناحیه مربوطه را به درستی مشخص نماید.

حرف A نمایانگر نقش محرک و حرف S نشان‌دهنده نقش حسگر برای مبدل‌های پیزوالکتریک هستند. مسیرهای منتخب روی ورق، به صورت کاملاً تصادفی و بدون ملاحظه خاصی انتخاب گردید تا هندسه ورق، شرایط مرزی و سایر عوامل متاثر از چیدمان مبدل‌ها، تاثیر مستقیمی بر بازدهی شبکه عصبی نداشته و نتایج حاصل، به هر حالت دلخواه، قابل تعمیم و توسعه باشد.

## 6- اجرای الگوریتم و استخراج نتایج از شبکه عصبی

ابتدا تمامی 240 سیگنال ثبت شده، در سه مرحله اصلی فرآیند آموزش شبکه عصبی به شرح مندرج در جدول 3 تخصیص داده شده و توزیع یافت.

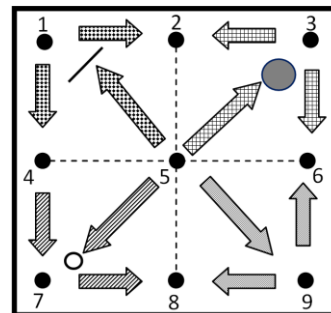


Fig8. Selected paths for providing ANN inputs

شکل 8 مسیرهای منتخب انتشار امواج برای تامین ورودی شبکه عصبی

جدول 2 دسته بندی سیگنالها در قالب 4 کلاس و 12 مسیر

Table 2 Classification of signals in 4 classes & 12 Paths

نام ناحیه (کلاس)	نام مسیرهای مرتبط برای انتشار امواج
ناحیه سالم	A5-S9, A9-S6, A9-S8
ناحیه تورق	A3-S2, A3-S6, A5-S3
ناحیه شکاف	A1-S2, A1-S4, A5-S1
ناحیه سوراخ	A4-S7, A5-S7, A7-S8

<sup>1</sup>Wavelet Transform

<sup>2</sup>Feature Extraction

<sup>3</sup>Time Of Flight (TOF)

<sup>4</sup>Meyer

تفاوت رفتار موج در مواجهه با خرابی‌هایی از انواع متفاوت، در مراجع [14,16] هم با ادبیاتی متمایز ذکر شده است.

شبکه عصبی طراحی شده، قادر است در حالت کلی از هر 100 سیگنال نامعلوم دریافت شده از ورق کامپوزیتی در پیکربندی آزمایش این پژوهش، 80 سیگنال را در گروه مرتبط با خرابی مربوطه به درستی دسته‌بندی کرده در حالی که در خصوص 20 سیگنال، دچار خطا شده و ممکن است این تعداد سیگنال را در کلاس نامرتب دسته‌بندی نماید.

بازدهی شبکه عصبی آموزش داده شده در این تحقیق با توجه به الگوریتم استفاده شده، شرایط آزمایش، پیچیدگی حاکم بر مساله و همچنین در مقایسه با تحقیقات مشابه [22-24] میزان قابل قبولی می‌باشد، لیکن با افزودن تعداد نمونه‌ها (سیگنال‌ها)، اضافه کردن ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها و افزون بر آن، ارتقاء و بهینه‌سازی الگوریتم یا حتی تغییر در نوع شبکه عصبی احتمال افزایش دقت و بازدهی در طبقه‌بندی صحیح سیگنال‌ها وجود داشته که می‌تواند در تحقیقات تکمیلی آینده مورد توجه قرار گیرد.

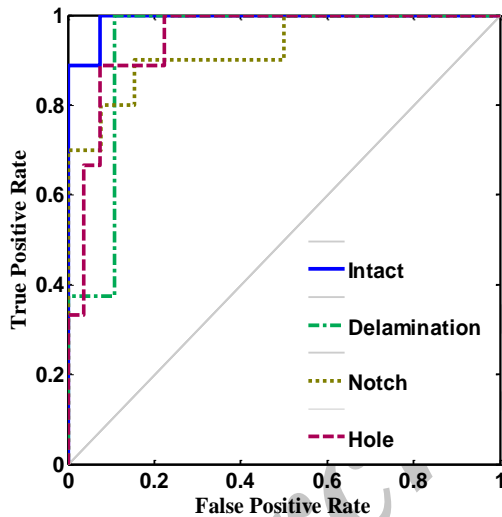


Fig11. Receiver Operating Characteristic (ROC)

شکل 11 نمودار مشخصه عملکرد شبکه عصبی

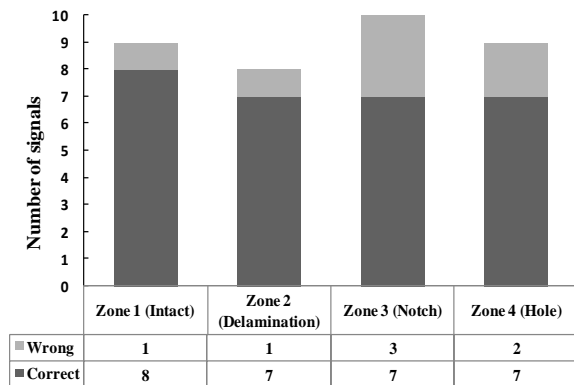


Fig12. Correctness and deviation of ANN outputs

شکل 12 میزان صحت و انحراف خروجی‌های شبکه عصبی

Output Class	Target Class				
	8	0	1	1	
8	8	0	1	1	80% 20%
0	0	7	1	1	77.8% 22.2%
1	0	0	7	0	100% 0%
1	1	1	1	7	70% 30%
	88.9%	87.5%	70%	77.8%	80.6%
	11.1%	12.5%	30%	30%	19.4%

Target Class

Fig10. ANN confusion matrix (TEST)

شکل 10 ماتریس ابهام (درهم ریختگی) شبکه عصبی

در شکل 11 نمودار مشخصه عملکرد<sup>1</sup> شبکه عصبی، مبتنی بر داده‌های مرحله آزمایش و شامل چهار کلاس در نظر گرفته شده مشتمل بر یک حالت سالم و سه نوع خرابی ترسیم شده است. بر اساس کارایی کلی شبکه، مشاهده می‌شود شبکه عصبی، بهترین عملکرد را در خصوص ناحیه اول ورق کامپوزیتی، یعنی ناحیه سالم دارد. بنابراین شبکه عصبی قادر است با کمترین میزان خطای قابل قبول، سیگنال‌های مربوط به ناحیه سالم را از موارد مربوط به نواحی معیوب، متمایز نماید. در خصوص سیگنال‌های مربوط به نواحی معیوب، شبکه عصبی، بهترین عملکرد را در دسته‌بندی صحیح سیگنال‌های ناحیه دارای تورق دارد. این بدان معناست که شبکه عصبی، در شناسایی و تمایز خرابی از نوع تورق با خطای کمتری مواجه می‌گردد که علت آن را می‌توان با اثر منحصر به فرد هر خرابی بر روی سیگنال‌ها مرتبط دانست. به نحوی که امواج منتشره در سازه بیشترین تاثیرپذیری (تفاوت و تمایز) را از خرابی با نوع تورق دارند.

### 7- تحلیل و تفسیر نتایج

با توجه به داده‌های حاصل از آزمایش‌های انجام شده و خروجی‌های بدست آمده از شبکه عصبی می‌توان نتایج حاصله را در قالب موارد ذیل تحت تحلیل و تفسیر قرار داد:

وضعیت تعدادی طبقه‌بندی صحیح و نادرست سیگنال‌ها توسط الگوریتم در مرحله نهایی، به تفکیک هر یک از نواحی روی ورق (متناظر با هر یک از عیوب) در شکل 12 مشاهده می‌گردد بر اساس تحلیل داده‌های مربوط به آزمایش شبکه عصبی، بازدهی شبکه برای داده‌های مرحله نهایی برابر 80.6 درصد می‌باشد. تفاوت خطاهای الگوریتم شبکه عصبی در دسته‌بندی سیگنال‌های مرتبط با نواحی چهارگانه، بر اساس این واقعیت است که هر نوع خرابی تاثیر متفاوتی بر سیگنال‌ها داشته و لذا سیگنال‌ها منتشر شده در سازه دارد.

البته همین مفهوم، معیار اصلی برای تمایز و بازشناخت سیگنال‌ها محسوب می‌گردد. صرفنظر از خطای ذاتی الگوریتم شبکه عصبی، متناظر با پیکربندی استفاده شده در این تحقیق، خرابی از نوع شکاف تاثیرگذاری کمتری بر سیگنال‌ها داشته و لذا وجه تمایز کمتری نیز برای شبکه عصبی ایجاد می‌نماید، در حالی که تاثیرپذیری امواج از تورق و سوراخ به نسبت، بیشتر است. این

<sup>1</sup>Receiver Operating Characteristic (ROC)

در تشریح کاربرد و عملکرد شبکه عصبی طراحی شده در این پژوهش، می‌توان عنوان نمود، چنانچه یک سیگنال دلخواه، مربوط به هر یک از نواحی ورق کامپوزیتی، به عنوان ورودی به شبکه عصبی تحویل گردد، این الگوریتم قادر است با احتمال 80.6% مشخص نماید که سیگنال مذکور متعلق به چه ناحیه‌ای از سازه می‌باشد. بر این اساس شبکه عصبی طراحی شده می‌تواند با عملکرد قابل قبولی اقدام به شناسایی خرابی (تمایز سازه سالم از معیوب) نموده و علاوه بر آن، نوع خرابی را نیز بر اساس الگوریتم طراحی شده، البته با مقداری خطا و بازدهی حدود 80% تخمین بزند که بر این اساس می‌تواند راهکاری موثر در شناسایی و دسته‌بندی انواع خرابی‌های محتمل در یک سازه کامپوزیتی ورقی با وضعیت از قبل، نامعلوم و دلخواه باشد.

هر چند در پژوهش‌های مشابه قبلی، شبکه عصبی به عنوان ابزاری نوین در حوزه ارزیابی غیرمخرب سازه‌ها کاربردهای مختلفی داشته است، لیکن ایجاد و تجمیع چند نوع خرابی بر روی یک سازه واحد از نوع ورق چندلایه کامپوزیت پلیمری و استفاده از امواج فراصوت هدایت شده، به همراه پردازش سیگنال‌ها و استخراج ویژگی در حوزه مشترک زمان و فرکانس (تبدیل موجک) و نهایتاً تحلیل داده‌های حاصل از مراحل قبل، توسط یک الگوریتم، ذیل مفاهیم هوش مصنوعی به منظور شناسایی، تمایز و دسته‌بندی خرابی‌ها از نقاط قوت پژوهش حاضر محسوب می‌گردد.

اقداماتی از قبیل بهینه‌سازی الگوریتم استفاده شده برای آموزش شبکه عصبی و حتی تغییر ساختار یا نوع آن و نیز افزایش تعداد داده‌های استخراج شده از سازه، مواردی است که می‌تواند منجر به افزایش بازدهی شبکه عصبی در شناسایی خرابی و دسته‌بندی عیوب مختلف گردد.

برای توسعه و بهینه‌سازی روش استفاده شده در این مقاله، با تکمیل بانک اطلاعاتی مشخصه‌های سیگنال‌های دریافتی از سازه شامل حالت‌های مختلف خرابی از جمله خرابی‌هایی با شدت‌های متفاوت و مکان وقوع متنوع (ارائه ورودی‌هایی با تعداد و تنوع بیشتر به شبکه عصبی) امکان تخمین محل خرابی‌ها و شدت آنها نیز توسط شبکه عصبی با همان اصول الگوریتم طراحی شده در این پژوهش، امکان‌پذیر خواهد بود که موضوعی جالب توجه برای انجام تحقیقات بیشتر و پژوهش‌های تکمیلی در آینده است.

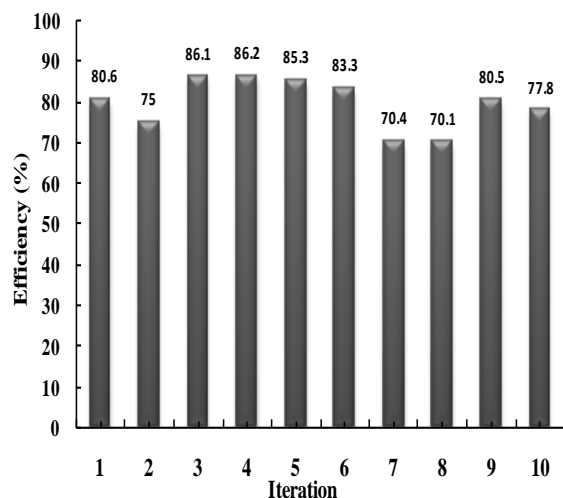


Fig13. ANN efficiency change related to inputs sequences

شکل 13 تغییرات بازدهی شبکه عصبی مرتبط با تغییر در توالی ورودی‌ها

نکته قابل توجه در گزارش بازدهی و خطای یک شبکه عصبی که البته نباید مورد غفلت واقع شود، انتخاب کاملاً تصادفی داده‌های آموزشی است. هرچند در قسمت قبل با استفاده از کدنویسی نرم‌افزاری و همچنین استفاده از پارامترهای مختلف الگوریتم مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی، سعی در برهم ریختن ترتیب داده‌های آموزشی و انتخاب آنها به صورت کاملاً تصادفی شد، لیکن برای اطمینان از درستی گزارش میزان بازدهی شبکه عصبی، شایسته است فرآیند آموزش برای چند مرتبه با داده‌های مختلف و توالی کاملاً تصادفی و به هم ریخته انجام شده و سپس میزان موفقیت شبکه عصبی در دسته‌بندی داده‌ها با محاسبه میانگین نتایج، گزارش گردد. به عبارت دیگر در این رهیافت، عملیات آموزش و آزمایش شبکه عصبی، چندین مرتبه با داده‌های آموزشی و آزمایشی تصادفی مختلف انجام شده و نتیجه نهایی، مشتمل بر میانگین موفقیت و بازدهی شبکه عصبی در هر یک از مراحل قبلی خواهد بود.

همانطور که در شکل 13 مشاهده می‌شود به ازای 10 بار آموزش مکرر و متوالی شبکه عصبی با استفاده از مجموعه‌های متفاوت انتخاب شده به شیوه کاملاً تصادفی، مقدار موفقیت شبکه عصبی در دسته‌بندی صحیح داده‌ها در هر بار آموزش و آزمایش، بسته به تغییر در نحوه انتخاب تصادفی داده‌های ورودی، متفاوت بوده و به طور متوسط برای داده‌های آزمایش، 79.5 درصد است.

لذا با این شیوه، شبکه عصبی به طور میانگین دارای موفقیت 79.5 درصد در دسته‌بندی صحیح سیگنال‌های ورودی در مرحله نهایی (آزمایش) می‌باشد که تنها حدود 1.1 درصد با نتیجه بدست آمده در مرحله قبل متفاوت است، لیکن از قطعیت بیشتری برخوردار می‌باشد.

## 8- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک ورق کامپوزیتی چندلایه از جنس الیاف شیشه/پوکسی به چهار ناحیه مشتمل بر یک ناحیه سالم و سه ناحیه معیوب (سه نوع خرابی مختلف تورق، شکاف و سوراخ) تقسیم گردید.

با تعبیه میدل‌های پیروالکترونیک بر روی مرزهای نواحی چهارگانه فوق‌الذکر، امکان انتشار و دریافت امواج فراصوت هدایت شده در 40 مسیر مختلف روی ورق فراهم شد. در هر ناحیه، 3 مسیر مختلف (محرک/ حسگر) در راستای 0، 45 و 90 درجه (مترب بر راستاهای قرارگیری الیاف) انتخاب شد که به این ترتیب 12 مسیر در کل ورق تعیین گردید. با 20 مرتبه تکرار آزمایش، سیگنال‌های مربوط به امواج منتشره بین محرک و حسگر در هر مسیر، دریافت و ذخیره گردید که نهایتاً 60 سیگنال از هر ناحیه و در مجموع 240 سیگنال از کل ورق تحت بررسی بدست آمد.

در مرحله بعد، پس از طراحی و برنامه‌نویسی الگوریتم یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در نرم افزار متلب، با بهره‌گیری از روش تبدیل موجک با تابع میبر، شش ویژگی مختلف از هر 240 سیگنال ذخیره شده، استخراج گردید که به عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت.

پس از آموزش شبکه عصبی با سه دسته داده شامل داده‌های آموزشی (70%)، داده‌های اعتبارسنجی (15%) و همچنین داده‌های آزمایش (15%)، نهایتاً شبکه عصبی توانست علاوه بر تمایز ناحیه سالم از سه ناحیه معیوب، با بازدهی میانگین 80.6% در خصوص ایجاد تمایز میان نواحی معیوب (تمایز سه نوع خرابی مختلف ایجاد شده روی ورق) و شناخت نوع خرابی، در مقایسه با تحقیقات مشابه، عملکرد قابل قبولی داشته باشد.



## 9-تقدیر و تشکر

از جناب آقای دکتر یوسفی‌کما (مرکز سیستم‌ها و فناوری‌های پیشرفته دانشکده مکانیک دانشگاه تهران)، جناب آقای دکتر رضادوست (پژوهشگاه پلیمر و پتروشیمی ایران) و جناب آقای دکتر حسینی‌تودشکی (دانشکده هوافضای دانشگاه امیرکبیر) برای ارائه مجوز حضور در آزمایشگاه و مساعدت در استفاده از تجهیزات آزمایشگاهی، تشکر و قدردانی می‌گردد.

## 10-مراجع

- Neural Networks“ NDT & E International, Vol. 54, pp. 9-18, 2013.
- [21] Misiti, M. Misiti, Y. Oppenheim, G. and Poggi, J.-M., “Wavelet Toolbox“ The MathWorks Inc., Natick, MA, Vol. 15, pp. 21, 2014.
- [22] Ramadas, C. Balasubramaniam, K. Joshi, M. and Krishnamurthy, C., “Detection of Transverse Cracks in a Composite Beam Using Combined Features of Lamb Wave and Vibration Techniques in Ann Environment“, 2008.
- [23] Su, Z., Wang, X. Chen, Z. and Ye, L., “A Hierarchical Data Fusion Scheme for Identifying Multi-Damage in Composite Structures with a Built-in Sensor Network“ Smart Materials and Structures, Vol. 16, No. 6, pp. 2067, 2007.
- [24] De Fenza, A. Sorrentino, A. and Vitiello, P., “Application of Artificial Neural Networks and Probability Ellipse Methods for Damage Detection Using Lamb Waves“ Composite Structures, Vol. 133, pp. 390-403, 2015.
- [1] Kaw, A. K., “Mechanics of Composite Materials“, CRC press, 2005.
- [2] Balageas, D. Fritzen, C.-P. and Güemes, A., “Structural Health Monitoring“, John Wiley & Sons, 2010.
- [3] Speckmann, H. and Roesner, H., “Structural Health Monitoring: A Contribution to the Intelligent Aircraft Structure“ in Proceeding of 17, 2006.
- [4] Riahi, M. and Ahmadi, A., “Comparison and Analysis of Two Modern Methods in the Structural Health Monitoring Techniques in Aerospace“ in Proceeding of International Society for Optics and Photonics, pp. 98041Y-98041Y-7, 2016.
- [5] Su, Z. Ye, L. and Lu, Y., “Guided Lamb Waves for Identification of Damage in Composite Structures: A Review“ Journal of sound and vibration, Vol. 295, No. 3, pp. 753-780, 2006.
- [6] Staszewski, W. Boller, C. and Tomlinson, G. R., “Health Monitoring of Aerospace Structures: Smart Sensor Technologies and Signal Processing“, John Wiley & Sons, 2004.
- [7] Mitra, M. and Gopalakrishnan, S., “Guided Wave Based Structural Health Monitoring: A Review“ Smart Materials and Structures, Vol. 25, No. 5, pp. 053001, 2016.
- [8] Su, Z. and Ye, L., “An Intelligent Signal Processing and Pattern Recognition Technique for Defect Identification Using an Active Sensor Network“ Smart materials and structures, Vol. 13, No. 4, pp. 957, 2004.
- [9] Standard, A., D3039-D3039m-14, Standard Test Method for Tensile Properties of Polymer Matrix Composite Materials, Doi: 10.1520-D3039-D3039m-14, 1995.
- [10] Ochôa, P. Infante, V. Silva, J. M. and Groves, R. M., “Detection of Multiple Low-Energy Impact Damage in Composite Plates Using Lamb Wave Techniques“ Composites Part B: Engineering, Vol. 80, pp. 291-298, 2015.
- [11] Su, Z. Ye, L. and Bu, X., “A Damage Identification Technique for CF/EP Composite Laminates Using Distributed Piezoelectric Transducers“ Composite structures, Vol. 57, No. 1, pp. 465-471, 2002.
- [12] Rose, J. L., “Ultrasonic Waves in Solid Media“, Cambridge university press, 2004.
- [13] Yeum, C. M. Sohn, H. Ihn, J. B. and Lim, H. J., “Instantaneous Delamination Detection in a Composite Plate Using a Dual Piezoelectric Transducer Network“ Composite Structures, Vol. 94, No. 12, pp. 3490-3499, 2012.
- [14] Su, Z. and Ye, L., “Identification of Damage Using Lamb Waves: From Fundamentals to Applications“, Springer Science & Business Media, 2009.
- [15] Weeks, M., “Digital Signal Processing Using Matlab & Wavelets“, Jones & Bartlett Learning, 2010.
- [16] Su, Z. and Ye, L., “Digital Damage Fingerprints (DDF) and Its Application in Quantitative Damage Identification“ Composite Structures, Vol. 67, No. 2, pp. 197-204, 2005.
- [17] Graupe, D., “Principles of Artificial Neural Networks“, World Scientific, 2013.
- [18] Samarasinghe, S., “Neural Networks for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Complex Pattern Recognition“, CRC Press, 2016.
- [19] Nazarko, P. and Ziemianski, L., “Damage Detection in Aluminum and Composite Elements Using Neural Networks for Lamb Waves Signal Processing“ Engineering Failure Analysis, Vol. 69, pp. 97-107, 2016.
- [20] Liu, S. Du, C. Mou, J. Martua, L. Zhang, J. and Lewis, F., “Diagnosis of Structural Cracks Using Wavelet Transform and

Archive of SID