



## تشخیص عیوب ماشینهای دوار با آنالیز ارتعاشات و استفاده از شبکه عصبی

سید مجید عطایی اردستانی

استادیار، گروه مهندسی کشاورزی، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران  
\* تهران، صندوق پستی: 1435761137، maj.ataei@gmail.com

چکیده	اطلاعات مقاله
<p>مبنای تشخیص معایب احتمالی یک ماشین، مقایسه طیف‌های فرکانسی ارتعاشات نقاط مختلف آن با طیف‌های مرجع موجود است. استفاده از این روش عیب‌یابی مقرون به صرفه است چرا که بدون نیاز به توقف ماشین، می‌توان وضعیت نقاط مختلف آن را تحت بررسی قرار داد و همچنین فقط در مواقع لازم و با توجه به میزان پیشرفت عیوب احتمالی، می‌توان اقدام به تعمیر آن نمود. در این تحقیق، از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه عصبی پیشخور (FNN) استفاده شده است. همچنین عیوب متداول در ماشین‌آلات دوار بطور جداگانه ایجاد شد و فرکانس ارتعاشی تولیدی توسط دستگاه آنالیزور ADASH 4400 اندازه‌گیری گردید. با معرفی چهار ویژگی ارتعاشی شامل ناهمراستایی زاویه‌ای، لقی، خرابی و نابالانسی بیرینگ بعنوان داده‌های ورودی به شبکه‌های عصبی مصنوعی، نتایج با سیگنال‌های فرکانسی مرجع مقایسه گردید. نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی MLP و FNN به ترتیب تا 73% و 78% توانایی تشخیص عیوب را دارند. بنابراین روش FNN برای پیش‌بینی و شناسایی عمر مفید قطعات دوار پیشنهاد می‌گردد.</p>	<p>مقاله پژوهشی کامل دریافت: 9 دی 1399 پذیرش: 25 مهر 1400 ارائه در سایت: 25 مهر 1400</p> <p><b>کلیدواژگان</b> شبکه عصبی پرسپترون چند لایه شبکه عصبی پیشخور ماشین‌های دوار آنالیز ارتعاشات تشخیص عیوب</p>

## Defects Detection of Rotating Machine Using Vibration Analysis and Neural Network

Seyed Majid Ataei Ardestani

Department of Agricultural Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran  
P.O.B. 1435761137 Tehran, Iran, maj.ataei@gmail.com \*

### Article Information

Original Research Paper  
Received 29 December 2020  
Accepted 17 October 2021  
Available Online 17 October 2021

### Keywords

Multilayer perceptron Neural Network, Feed Forward Neural Network, Rotary Machines Vibration Analysis  
Fault Diagnosis

### ABSTRACT

The base of diagnosing the possible defects of a machine is comparing the frequency spectra of the vibrations at different points with the existing reference spectra. Due to the needless stopping of machine for investigation of its various parts, use of this troubleshooting method is affordable; Also, regarding to progress of possible defects, the machine can be repaired in any required times. In this study, using Neural Network (MLP and FNN), firstly common defects in rotating machines were created separately, then the produced vibrational frequency were measured by ADASH 4400 analyzer. Introducing four vibrational characteristics including angular misalignment, clearance, failure and unbalance of bearing as input data of artificial neural network, the results were compared to the reference frequency signals. The results show that neural networks MLP and FNN increase the defects detection ability by 73% and 78%, respectively. So, FNN method is proposed for useful life prediction and detection of rotating parts.

Please cite this article using:

Seyed Majid Ataei Ardestani, Defects Detection of Rotating Machine Using Vibration Analysis and Neural Network, *Journal of Mechanical Engineering and Vibration*, Vol. 12, No. 2, pp. 23-31, 2021 (In Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

## 1- مقدمه

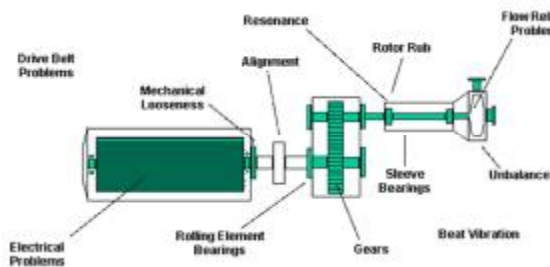
شبکه‌های عصبی مصنوعی که برآمده از مدل مغز انسان هستند، امروزه توانسته با برقراری رابطه میان متغیرهای ورودی با صرف کمترین زمان و هزینه، مورد اقبال جامعه مهندسی جهت پیش‌بینی برآید [1-2].

به منظور کاربرد تعمیرات پیش‌بینانه و تشخیص صحیح عیوب ماشین‌ها، لازم است که به طور پیوسته از وضعیت ماشین مطلع بوده و علاوه بر بهینه‌سازی راندمان، اقدامات لازم جهت جلوگیری از پیشرفت عیوب و بروز خطرات جدی انجام گیرد. این اقدامات علاوه بر کاهش زمان و هزینه تعمیرات، مانع آسیب جدی دستگاه شده و موجب حفظ و افزایش عمر مفید آن می‌شود. علت بکارگیری شبکه عصبی برای شناسایی عیوب ماشین‌های دوار، قابلیت‌های مناسب این ابزار و توانایی ساختارهای محاسباتی آن در تجزیه و تحلیل سیگنال‌هایی با پهنای باند فرکانسی وسیع مانند سیگنال‌های ارتعاشاتی می‌باشد [3]. آنالیز ارتعاشی بخشهای مختلف یک ماشین به عنوان یکی از روش‌های کاربردی غیر مخرب حین فعالیت ماشین، راهکار مطمئن و ساده‌ای است که در بسیاری از موارد توصیه می‌گردد. اشتباهات اندازه‌گیری و خطاهای محاسباتی، در نظر گرفتن سلايق شخصی و رفتارهای خاص برای موارد استثناء، نیازمند ایجاد یک ساختار اطلاعاتی مناسب می‌باشد [4]. از جمله کاربرد شبکه‌های عصبی در عیب‌یابی ماشین‌آلات دوار در تحقیق لقمانیان و همکاران ارائه شده است. آنها نشان دادند که شبکه‌های عصبی قابلیت‌های مناسبی در فراگیری و تشخیص معایب ماشین‌آلات و حتی در حضور اندکی اغتشاش، دارند. برای اثبات این مدعا آنها شبکه مورد نظر را برای داده‌های مصنوعی و همچنین داده‌های عملی نتیجه شده از آزمایشات استاندارد، شبیه‌سازی کردند [5]. در تحقیقی در زمینه ماشین‌آلات، به بررسی تاثیرات بکارگیری حسگرهای متعدد در عیب‌یابی ماشین و نتیجه اعمال داده‌های غیر لازم در روند آموزش شبکه عصبی بکارگرفته شده برای فراگیری قوانین حاکم بر مساله پرداخته شد [6]. هم‌اکنون موضوع طراحی سیستم‌های هوشمند عیب‌یابی از رایج‌ترین موضوعات مباحث نگهداری و تعمیرات می‌باشد. یکی از معروفترین و پرکاربردترین ابزارها برای تشخیص عیوب ماشینهای الکتریکی، آنالیز سیگنال ارتعاشی می‌باشد که دلیل آن کارایی و سادگی در اندازه‌گیری است [7]. با بکارگیری الگوریتم‌های تحلیل داده مناسب، تشخیص تغییرات در سیگنال ارتعاشی قطعه معیوب و تصمیم‌گیری در مورد اینکه آیا بیرینگ

در حالت نرمال کار می‌کند یا خیر، امکانپذیر خواهد شد و برای تحلیل این سیگنالها از ابزارهای محاسباتی و یا آماری استفاده می‌شود [8]. استفاده از الگوریتم‌های خود سازمانده که توانایی تشخیص خطای فازی از سیگنال‌های اندازه‌گیری شده از شرایط سالم و معیوب ماشین را دارند بکار گرفته شده است [9-10]. در این روش تشخیص، عیوب بیرینگ مبتنی بر منطق فازی و با استفاده از طیف فرکانسی ارتعاشات، صورت گرفته است. آن‌ها از یک سری قواعد استدلالی به دست آمده از افراد خبره استفاده نمودند و توانستند با دقت خوبی حالت‌های سالم، معیوب کم و شدید را شناسایی نمایند [10]. کانکار و همکاران در سال 2011 یک سیستم تشخیص عیب فازی را برای عیب‌یابی پمپ‌های مورد استفاده در پمپاژ نفت ارائه نمودند. 8 مورد پارامتر مشخصه از طیف فرکانسی ارتعاشات پمپ انتخاب و به عنوان ورودی در نظر گرفته شده اند. همچنین 5 وضعیت مختلف برای پمپ در نظر گرفته شده‌است، که شامل یک حالت سالم و چهار حالت عیب مختلف می‌باشد [11]. ساراوانان و همکاران در سال 2010 روش جدیدی جهت استفاده از شبکه‌های عصبی معرفی نموده‌اند. شبکه انفیس (ANFIS)<sup>1</sup> یکی از مشهورترین روش‌های فازی-عصبی است که برای تشخیص عیوب ماشین مورد استفاده قرار گرفته است. از این روش برای تشخیص عیوب بیرینگ‌های غلتکی ماشین الکتریکی استفاده شده است [12]. ارتعاشات سیگنال‌ها با استفاده از یک سیستم روتور-موتور آزمایشگاهی برای حالت‌های مختلف بیرینگ (حالت نرمال، حلقه داخلی معیوب، ساچمه‌های معیوب) به دست آمد. در این تحقیق از سیستم موجک برای پردازش سیگنال‌های شتاب سنج و تولید بردارهای ویژگی استفاده شده است و سپس سیستم ANFIS مورد نظر، برای آموزش و طبقه‌بندی عیوب طراحی گردیده و به منظور مقایسه، روش هندسی بردار فاصله و نیز روش بردار ضرائب همبستگی بکار گرفته شد. نتایج مورد نظر نشان داد که روش تشخیص عیوب توسعه یافته می‌تواند به عنوان یک روش قابل اطمینان برای عیوب مختلف و تحت بارهای متفاوت مورد استفاده قرار گیرد [13]. در سال 2007 یک شیوه جدید برای عیب‌یابی بیرینگ‌های ماشین‌های دوار از نوع شیار عمیق (حالت نرمال، عیب در حلقه خارجی، عیب در حلقه داخلی، عیب در ساچمه) در دو اندازه 0/007 و 0/021 اینچ، تحت چهار بار اعمالی مختلف به صورت هوشمند و بر مبنای تحلیل آماری و تکنیک بهبود یافته با استفاده از شبکه فازی-عصبی ANFIS و

<sup>1</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

عیب استفاده نماید. شکل (1) اشکالات و محل آن را نشان می‌دهد.



شکل 1 ارتعاشاتی که باعث ایجاد عیب می‌شوند

### 3-1- نابالانسی جرمی

نیروی نابالانسی فاز پایداری خواهد داشت و دامنه نابالانسی با افزایش سرعت، افزایش می‌یابد که می‌توان با انجام یک بالانس وزنی در صفحه مرکز جرم، روتور آن را اصلاح کرد. این موضوع در شکل (2) بیان شده است.



شکل 2 رابطه بین فازها در نابالانسی جرمی

### 3-2- نابالانسی کوپلی

نابالانسی کوپلی 180 درجه اختلاف فاز بر روی شافت ایجاد می‌کند و ممکن است در مواردی در جهت هم‌محوری مانند جهت شعاعی، ارتعاشات وجود داشته باشد. انجام بالانس وزنی حداقل در دو صفحه، نابالانسی را اصلاح می‌کند و لازم است اختلاف فاز 180 درجه بین دو سر ماشین در جهت افقی و عمودی وجود داشته باشد.

### 3-3- نابالانسی روتورهای یک سر درگیر<sup>2</sup>

نابالانسی روتورهای یک سر درگیر، ارتعاشاتی در 1 RPM در هر دو جهت محوری و شعاعی ایجاد می‌کند که در جهت محوری ممکن است ارتعاشات ناپایدار باشد. همانگونه که در شکل (3) نشان داده شده است، روتورهای یک سر درگیر اغلب

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)<sup>1</sup> مورد آزمایش قرار گرفت [14].

## 2- سیستم و عیوب مورد بررسی

حرکت رفت و برگشتی هر قطعه یا نقطه از ماشین حول نقطه تعادل را ارتعاشات گویند. بنابراین ارتعاشات یک حرکت است و مثل هر حرکتی عامل ایجاد آن نیرو است. فرکانس ارتعاشات عبارت است از تعداد سیکل‌های حرکت جسم در واحد زمان، که بر حسب Hz یا cpm بیان می‌گردد. متداول‌ترین عیوب مکانیکی مولد ارتعاشات شامل نابالانسی، خارج از مرکزی، ناهمراستایی، خمش شافت، خرابی بیرینگ، مونتاژ نامناسب بیرینگ، لقی‌های مکانیکی، عیوب چرخ دنده‌ها، عیوب پولی و تسمه‌ها، چرخش روغن در بیرینگ‌های ژورنال، نیروهای هیدرولیکی و آئرویدینامیکی، اغتشاش جریان، کاویتاسیون، تشدید و ضربان می‌باشد.

متداول‌ترین عیوب الکتریکی مولد ارتعاشات شامل خارج از مرکزی روتور، اتصالی ورقه‌ها و لقی هسته، فاصله هوایی متغیر، عیوب روتور، عیوب فاز، لقی کلاف‌های استاتور در موتورهای سنکرون و عیوب DC موتور متداول‌ترین عیوب الکتریکی مولد ارتعاشات شامل خارج از مرکزی روتور، اتصالی ورقه‌ها و لقی هسته، فاصله هوایی متغیر، عیوب روتور، عیوب فاز، لقی کلاف‌های استاتور در موتورهای سنکرون و عیوب DC موتور می‌باشد. در این تحقیق چهار عیب شامل: نابالانسی، لقی، ناهمراستایی زاویه‌ای و خرابی بیرینگ مورد بررسی قرار می‌گیرد.

## 3- شناسایی نوع عیب با اندازه‌گیری ارتعاشات

خوشبختانه ارتعاشات ایجاد شده توسط هر نوع ایراد مکانیکی، الکتریکی، آئرویدینامیکی و یا هیدرولیکی مشخصه‌های خاص خود را دارد لذا با اندازه‌گیری و شناسایی این مشخصه‌ها با کمک روشی که آنالیز ارتعاشات نامیده می‌شود، می‌توان نوع ایرادات را علاوه بر شدت آنها در حین کار ماشین شناسایی نمود. به این منظور پارامترهای اندازه‌گیری ارتعاشات شامل جابجایی، سرعت و شتاب اندازه‌گیری می‌شود.

برای تشخیص علت ارتعاشات ایجاد شده در ماشین‌ها، تحلیل‌گر ارتعاشات باید از اندازه‌گیریهایی برداشت شده از ماشین مطمئن باشد و از طراحی و شرایط کار کردن ماشین اطلاعات دقیقی داشته باشد تا در تحلیل وضعیت ماشین بتواند از الگوهای نوع

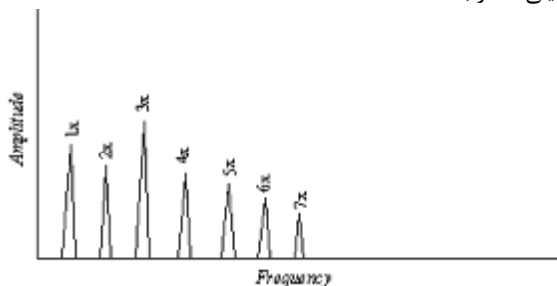
<sup>2</sup> Overhung

<sup>1</sup> Multilayer Perceptron

در اسکلت سازه یا پایه بیرینگ ایجاد می‌شود. نوع C معمولاً بعلت جازدن غلط اجزاء، لقی خطی بیرینگ، لقی بیش از حد در sleeve ها یا بیرینگ‌ها یا لقی ایمپلر روی شافت ایجاد می‌شود که هارمونیک‌های زیادی را باعث می‌شود. فاز نوع C اغلب ناپایدار است و چنانچه حرکت مکانی روتور روی شافت وجود داشته باشد، ممکن است تا اندازه‌گیری بعدی متغیر باشد. لقیهای مکانیکی اغلب جهت‌دار هستند و ممکن است به هنگام داده‌برداری اختلاف‌های زیادی را ایجاد کند. همچنین باید توجه داشت لقی، اغلب باعث ضرائب ساب هارمونیک نظیر 1/2 یا 1/3 نیز می‌شود.

### 3-6- عیوب انطباق/سایش بیرینگ‌های محوری

آخرین مرحله‌ی سایش بیرینگ‌های محوری با وجود هارمونیک‌های سرعت چرخش مشخص می‌گردد. بیرینگ‌های محوری معیوب معمولاً ارتعاشات بالائی در جهت محوری (در مقایسه با جهت شعاعی) ایجاد می‌کنند. بیرینگ محوری با انطباق بیش از اندازه ممکن است با یک نابالانسی یا ناهم‌محوری مختصر باعث ارتعاشات بالایی شود که این مقدار در صورتیکه انطباق بیرینگ درست انجام شود، می‌توانست خیلی کمتر باشد.



شکل 5 طیف سایش بیرینگ‌های محوری

### 4- استفاده از شبکه‌های عصبی جهت شناسایی عیوب ماشین‌آلات

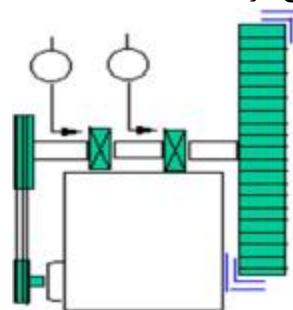
در این تحقیق از یک شبکه عصبی چند لایه (MLP) و شبکه عصبی پیشخور (FNN)<sup>1</sup> برای شناسایی عیوب ماشین‌آلات دوار استفاده گردیده است.

### 5- طراحی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

به منظور بهره‌گیری از شبکه عصبی چند لایه MLP از الگوریتم زیر استفاده شده است:

- 1- انتخاب مقادیر اولیه ضرایب وزنی و آستانه‌ها برابر با اعداد کوچک تصادفی.
- 2- ارائه ورودی‌ها و خروجی‌های مطلوب به شبکه.

دارای دو نیرو و یک کوپل نابالانسی هستند که هر یک به تنهایی نیاز به اصلاح دارند.



شکل 3 رابطه بین فازها در نابالانسی روتور

### 3-4- ناهم‌راستایی زاویه‌ای

ناهم‌راستایی زاویه‌ای، ارتعاشات بالایی در جهت محوری ایجاد می‌کند و اختلاف فاز  $180^\circ$  در دو طرف کوپلینگ ایجاد می‌کند. معمولاً ارتعاشات بالا در جهت محوری در فرکانس  $1x$  و  $2x$  ایجاد می‌شود. همچنین ممکن است در فرکانس‌های  $1x$  و  $2x$  و  $3x$  پیک ارتعاشی وجود داشته باشد که در این صورت نیز شکل طیف، غیر عادی نیست. این شکل از طیف ممکن است بعلت عیب کوپلینگ نیز باشد (شکل 4).



(الف)



(ب)

شکل 4 ناهم‌راستایی زاویه‌ای (الف) رابطه بین فازها (ب) شکل عمومی طیف

### 3-5- لقی‌های مکانیکی

لقی‌های مکانیکی ممکن است یکی از طیف‌های نوع A، B یا C را ایجاد نماید. نوع A بعلت لقی‌های سازه، ضعف پایه ماشین و صفحه پایه یا فونداسیون، فاسد شدن گروت، لقی پیچ‌های نگه دارنده پایه و تغییر شکل اسکلت یا پایه می‌باشد. آنالیز فاز ممکن است اختلاف فاز  $180^\circ$  بین اندازه‌گیری عمودی روی پایه ماشین و صفحه پایه و خود پایه را آشکار نماید. نوع B معمولاً بعلت لقی پیچ‌های پیلو بلاک، ترک

<sup>1</sup> Feed forward Neural Network

ماتریس (4×342) و ورودی شبکه برای آزمایش یک ماتریس (4×170) در نظر گرفته شد.

شبکه مورد استفاده متشکل از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد. برای پیدا کردن تعداد بهینه نرون‌ها در لایه پنهان با استفاده از سعی و خطا بهترین تعداد انتخاب شد. برای کنترل سهم هر مشخصه در تعدیل وزن‌ها و آموزش شبکه، داده‌های مورد استفاده نرمالیزه شدند تا پارامترهای موجود در محدوده +1 تا -1 به شبکه ارائه گردند.

برای بهینه کردن روند آموزش و حضور تمامی پرسپترون‌ها در روند آموزش (اصطلاحاً جلوگیری از مرگ پرسپترون) خروجی مطلوب به صورت ماتریسی حاوی مقادیر غیر صحیح به شکل زیر به شبکه ارائه گردید.

$$[0.9 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1] = \text{عیب شماره یک}$$

$$[0.1 \ 0.9 \ 0.1 \ 0.1] = \text{عیب شماره دو}$$

$$[0.9 \ 0.1 \ 0.9 \ 0.1] = \text{عیب شماره سه}$$

$$[0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.9] = \text{عیب شماره چهار}$$

شبکه فوق از نوع پیش خور (FNN) بوده و در این شبکه هر لایه با لایه بعدی خود ارتباط داشته، در نتیجه لایه ورودی مستقیماً با لایه خروجی ارتباط ندارد. در این نوع شبکه از قاعده پس انتشار به منظور آموزش و برای آموزش این نوع شبکه از الگوریتم پیش فرض لونبرگ مارکوارت (LM)<sup>2</sup> استفاده شد. در شبکه فوق از توابع فعال سازی تانژانت - سیگموئید برای هر پرسپترون استفاده شد. همچنین برای تابع کارایی معمول مورد استفاده در شبکه‌های پیش خور از مجموع مربعات خطاها (MSE)<sup>3</sup> استفاده شده است.

$$f = MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (e_i^2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (5)$$

برای اندازه‌گذاری و جمع‌آوری اطلاعات و داده‌های مورد لزوم مدلی از یک ماشین دوار طراحی گردید و با ایجاد عیوب مختلف بر روی مدل طراحی شده و به کار بردن روش شناسایی شبکه عصبی، نتایج با استفاده از شبیه‌ساز نرم‌افزار متلب استخراج شد.

3- مقادیر خروجی در هر لایه توسط رابطه زیر محاسبه و به لایه بعدی انتقال یافته است. تنظیم ضرایب وزنی برای لایه‌های مختلف به ترتیب از لایه خروجی شروع و به سمت لایه‌های عقب توسط روابط (1) تا (5) انجام شده است:

$$Y_{pj} = F \left( \sum_{t=0}^{n-1} W_{ij} X_t \right) \quad (1)$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + n \delta_{pj} * p_j \quad (2)$$

که در این مدل،  $W_{ij}$  نشان دهنده ضرایب وزنی از گره  $i$  به گره  $j$  در زمان  $t$ ،  $n$  ضریب بهره و  $\delta_{pj}$  نمایانگر خطای مربوط به الگوی  $p$  در گره  $j$  است. برای لایه‌های خروجی و پنهان از روابط شماره (3) و (4) استفاده گردیده است.

$$\delta_{pj} = KP_{pj}(1 - O_{pj})(t_{pj} - O_{pj}) \quad (3)$$

$$\delta_{pj} = KP_{pj}(1 - O_{pj}) \sum_k \delta_{pj} W_{jk} \quad (4)$$

در این شبکه از 512 مشخصه مربوط به عیوب مختلف به شرح زیر استفاده گردیده است:

- 1- عیب شماره یک: عیب مربوط به نابالانسی، شامل 128 مشخصه.
- 2- عیب شماره دو: عیب مربوط به ناهمراستایی زاویه ای، شامل 128 مشخصه.
- 3- عیب شماره سه: عیب مربوط به لقی، شامل 128 مشخصه.
- 4- عیب شماره چهار: عیب مربوط به خرابی بیرینگ، شامل 128 مشخصه.

از میان تمامی عیوب به صورت اتفاقی تعدادی مشخصه را به عنوان داده‌های آموزشی و مابقی به منظور داده‌های آزمایش در نظر گرفته شد. در مجموع داده‌ها به دو روش دسته آموزشی شامل 342 داده و دسته آزمایشی شامل 170 داده تقسیم شدند. با استفاده از روش آنالیز مولفه اصلی (PCA)<sup>1</sup> و کاهش ابعاد ویژگی، چهار پارامتر ورودی شبکه برای آموزش به صورت یک

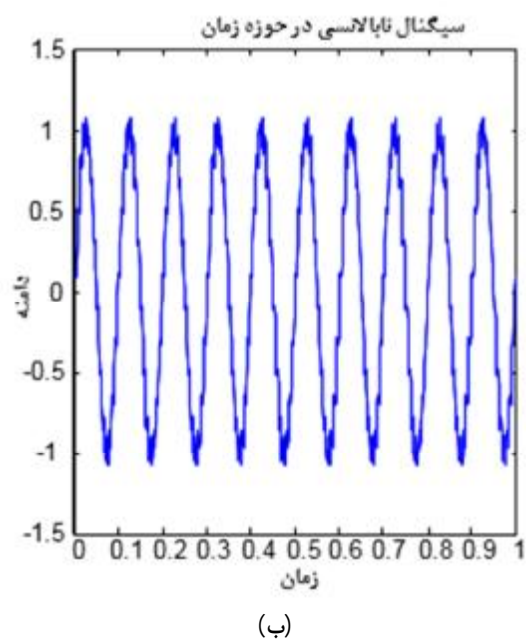
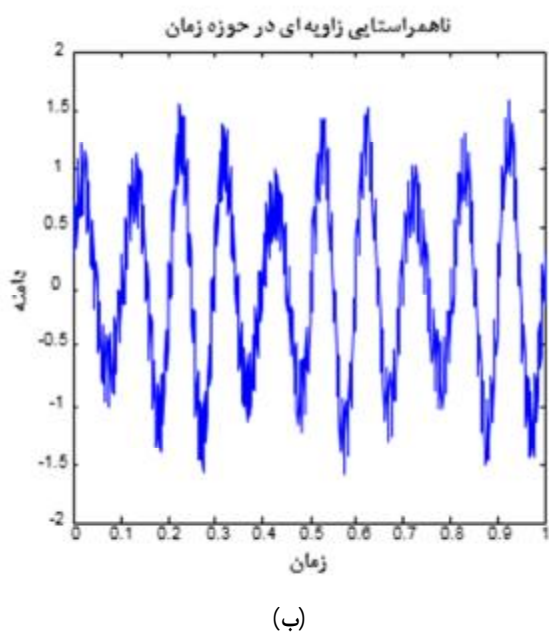
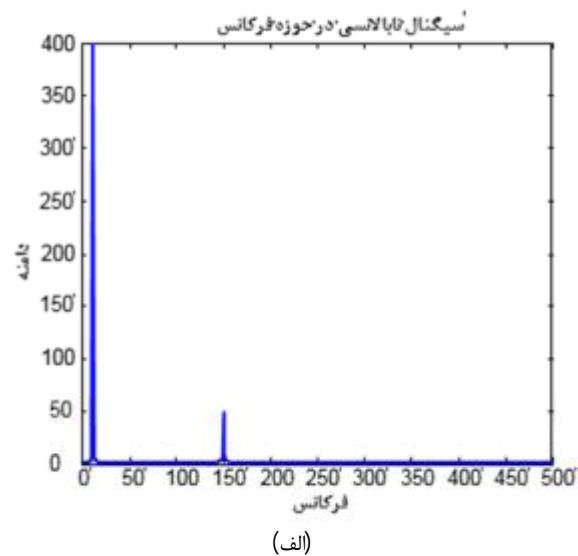
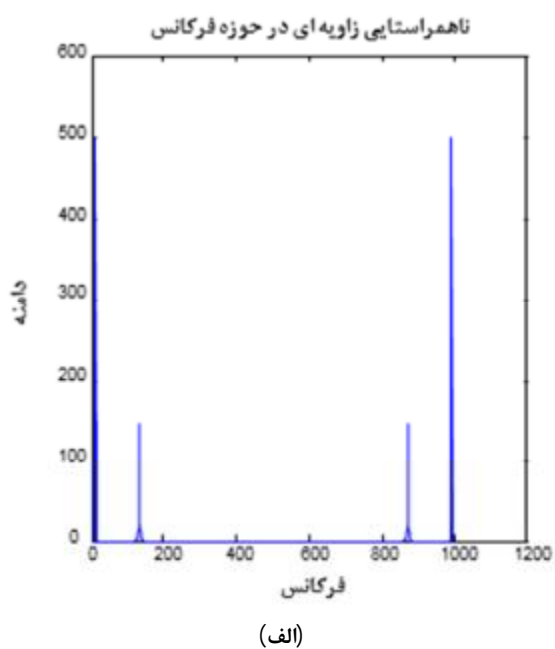
<sup>2</sup> Levenberg Marquardt

<sup>3</sup> Mean Squared Error

<sup>1</sup> Principal Component Analysis

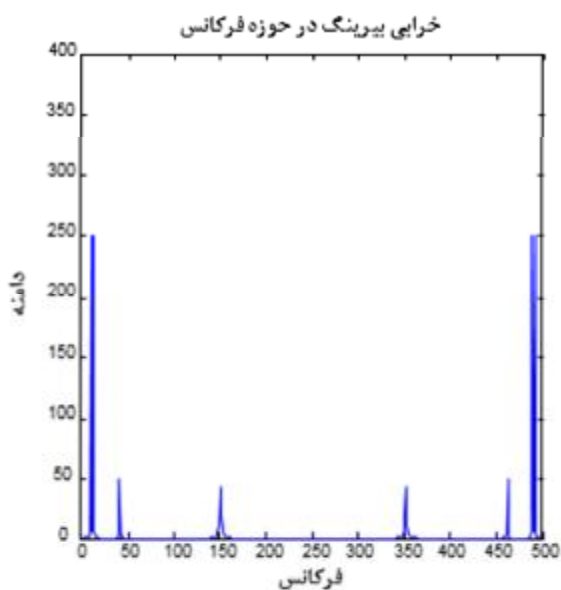
## 6- نتایج و بحث

نمونه شکل موجهای حوزه‌ی زمان و طیف فرکانسی اندازه‌گیری شده توسط دستگاه آنالیز ADASH 4400 مربوط به عیوب مختلف در شکل‌های 6 تا 9 نشان داده شده‌است:

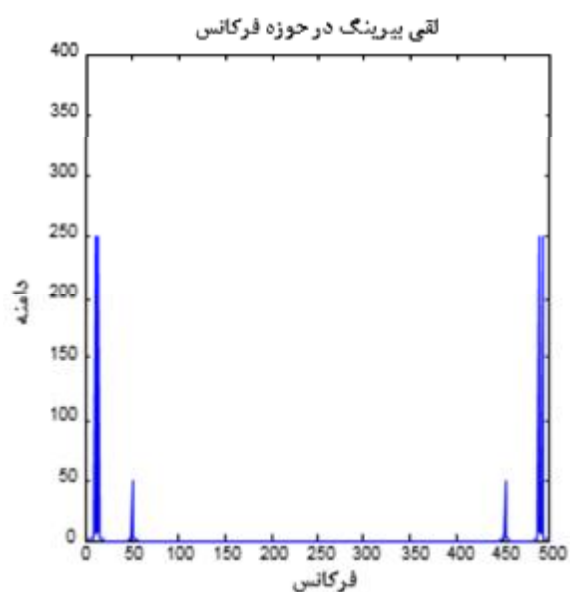


شکل 7 (الف) طیف فرکانسی ناهمراستایی زاویه‌ای (ب) سیگنال ناهمراستایی زاویه‌ای

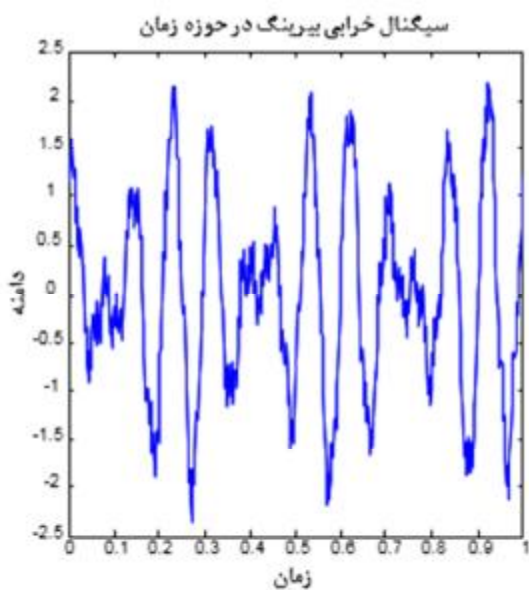
شکل 6 (الف) طیف فرکانسی حاصل از سیگنال نابالانسی (ب) سیگنال نابالانسی



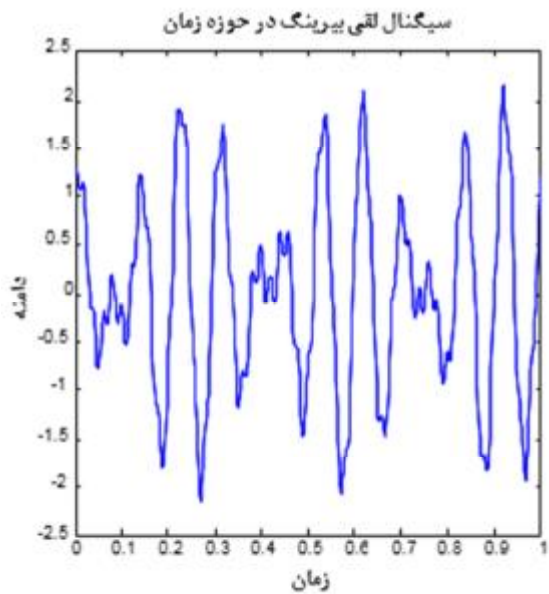
(الف)



(الف)



(ب)

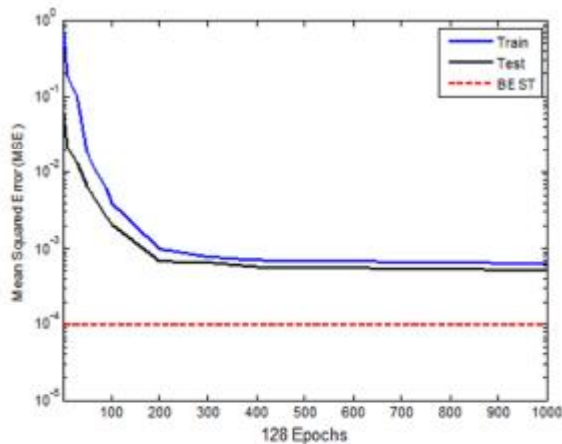


(ب)

شکل 9 (الف) طیف فرکانسی خرابی بیرینگ در ماشین دوار (ب) سیگنال خرابی بیرینگ در ماشین دوار

شکل 8 (الف) طیف فرکانسی لقی بیرینگ در ماشین دوار (ب) سیگنال لقی بیرینگ در ماشین دوار

جدول 1 خروجی‌های مطلوب به ازای ایجاد عیوب مربوطه و خروجی شبکه پس از آموزش را نشان می‌دهد:



شکل 11 همگرایی خطا در آموزش و آزمایش شبکه در FNN

لذا از این روش به منظور پیش‌بینی و شناسایی عمر مفید قطعات دوار صنعتی می‌توان استفاده نمود.

#### 7- نتیجه‌گیری

آنالیز ارتعاشی بخش‌های مختلف ماشین‌آلات دوار با استفاده از شبکه‌های عصبی، یکی از روش‌های کاربردی غیر مخرب حین فعالیت ماشین محسوب می‌شود. از نتایج این تحقیق می‌توان دریافت که شبکه FNN در مقایسه با شبکه MLP دارای تقریب دقیق‌تری از مقادیر خروجی شبکه نسبت به مقادیر خروجی واقعی می‌باشد و خطای ایجاد شده در شبکه FNN در اغلب موارد بسیار کم بوده و به سادگی می‌توان عیب مربوطه را تشخیص داد. همچنین از مقایسه نتایج می‌توان دریافت که شبکه FNN با تعداد تکرار بسیار کمتر از شبکه MLP دارای محاسبات کمتر، سرعت و دقت بالاتر و میانگین 78 درصد در تشخیص درست عیوب می‌باشد.

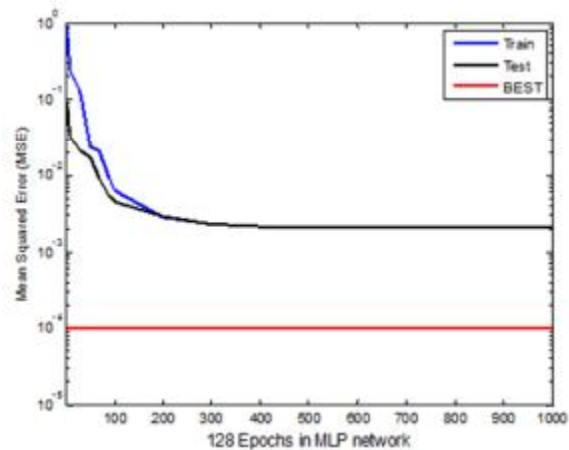
#### 8- مراجع

- [1] Ghasabadi, M., Arghavan, A.R., & Jamshidi, E., (2014). Identify the drawbacks of an electric motor using fast Fourier transform analysis. *Journal of Mechanical Engineering and Vibration*, 5(1), 7-13. (In Persian).
- [2] Salim Bahrami, S.R., Shekari, R., & Habibi Hajikolai, B. (2021). Proposed mix design of recycle concrete used in urban concrete tables using neural networks. *Karafan Quarterly Research Journal of Technical and Vocational University*, 17(4), 209-230. (In Persian)
- [3] Moh Ghazali, M.H., & Rahiman, W. (2021). Vibration analysis for machine monitoring and diagnosis: A Systematic Review. *Shock and Vibration*, vol.2021, ArticleID 9469318, 25 pages, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/9469318>.
- [4] Lou, X., & Loparo, KA. (2004). Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference. *Mech Syst Signal*, 18, 1077-1095.
- [5] Loghmanian, S.M.R., Yusof, R., & Khalid, M. (2012). Fault diagnosis based on the narx model in the frequency domain for rotary machine. *International Journal of Innovative Management, Information & Production*, 3(2), 71-77.

جدول 1 خروجی‌های مطلوب عیوب و خروجی شبکه پس از آموزش با

MLP				
ماتریس مطلوب هر عیب				نوع عیب
0/1	0/9	0/1	0/1	نابالانسی
0/9	0/1	0/1	0/1	ناهمراستایی زاویه‌ای
0/1	0/1	0/9	0/1	لقی بیرینگ
0/1	0/1	0/1	0/9	خرابی بیرینگ
ماتریس خروجی شبکه				نوع عیب
0/1007	0/8926	0/1601	0/1004	نابالانسی
0/8983	0/0998	0/0996	0/1015	ناهمراستایی زاویه‌ای
0/0996	0/1125	0/8709	0/1106	لقی بیرینگ
0/0962	0/0959	0/0989	0/8822	خرابی بیرینگ

نتایج حاصل از داده‌های آموزش و آزمایش شبکه به روش MLP نشان داد که این روش تا 73 درصد توانایی شناسایی و تشخیص عیوب را دارد که این نتیجه از مقایسه منحنی‌های مربوط به آموزش و آزمایش شبکه (شکل 10) حاصل می‌شود:



شکل 10 همگرایی خطا در آموزش و آزمایش شبکه در MLP

ولی نتایج حاصل از داده‌های آموزش و آزمایش شبکه به روش FNN نشان داد که این روش تا 78 درصد توانایی شناسایی و تشخیص عیوب را دارد که این نتیجه از مقایسه منحنی‌های مربوط به آموزش و آزمایش شبکه (شکل 11) حاصل می‌شود:



- [6] Gelman, L., Murraray, B., Patel, T.H., & Thomson, A. (2014). Vibration diagnostics of rolling bearings by novel nonlinear non-stationary wavelet bicoherence technology. *Engineering Structures*, 80, 514-520.
- [7] Li, B., Chow, M.Y., Tipsuwan, Y., & Hung, J.C. (2000). Neural network based motor rolling bearing fault diagnosis. *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, 47(5), 1060-1069.
- [8] Yen, G.G., & Lenog, W.F. (2006). Fault classification on vibration data with wavelet based feature selection scheme. *ISA Transactions*, 45(2), 141-151.
- [9] Chaudhary, V., Ahlawat, A.K., & Bhatia, R.S. (2011). Growing neural networks using soft competitive learning. *International Journal of Computer Applications*, 21(3), 1-6.
- [10] Barakat, M., Druaux, F., Lefebvre, D., Khalil, M., & Mustaph, O. (2011). Self adaptive growing neural network classifier for faults detection and diagnosis. *Neuro computing*, 74(18), 3865-3876.
- [11] Kankar, P.K., Sharma, S.C., & Harsha, S.P. (2011). Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2300-2312.
- [12] Saravanan, N., Kumar Siddabattuni, V.N.S., & Ramachandran, K.I. (2010). Fault diagnosis of spur bevel gear box using artificial neural network (ANN), and proximal support vector machine (PSVM). *Applied Soft Computing*, 10(1), 344-360.
- [13] Saxena, A., & Saad, A. (2007) Evolving an artificial neural network classifier for condition monitoring of rotating mechanical systems. *Applied Soft Computing*, 7(1), 441-454.
- [14] Rafieea, J., Arvania, F., Harifib, A., & Sadeghi, M.H. (2007) Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21, 1746-1754.