



Polymer Gear Fault Detection Based on Audio Signal and Wavelet Packet Transform

ARTICLE INFO

Article Type

Original Research

Authors

Vaghefi M.^{1,2},
Tavallali MS.^{2,3*},
Jahedi R.^{4,5},
Ghodsinejad A.¹,
Saadatfard MM.⁴

How to cite this article

Vaghefi M, Tavallali MS, Jahedi R, Ghodsinejad A, Saadatfard MM, Polymer Gear Fault Detection Based on Audio Signal and Wavelet Packet Transform. Modares Mechanical Engineering; 2024;24(06):351-362.

¹ Department of Electrical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran.

² Department of Advanced Calculations, Chemical, Petroleum & Polymer Engineering Research Center, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran.

³ Department of Chemical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran.

⁴ Department of Mechanical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran

⁵ Department of Applied Researches, Chemical, Petroleum & Polymer Engineering Research Center, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran

*Correspondence

Address: Department of Advanced Calculations, Chemical, Petroleum & Polymer Engineering Research Center, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran.

ms.tavallali@iaau.ac.ir

Article History

Received: February 25, 2024

Accepted: August 11, 2024

ePublished: September 4, 2024

ABSTRACT

Gears are a very important part of mechanical equipment in industry. Due to the fact that in mechanical processes, the teeth are subjected to long-term load, the surface of their teeth is usually rusty, worn out and even broken. Timely fault detection cannot only increase the life cycle of the gears, however it can even prevent property losses and losses due to breakdowns. Therefore, it is necessary to monitor and diagnose the health of the gears to ensure the normal operation of the invaluable machines in industry. In this research, fault detection in polymer gears using audio signal is considered as a non-contact inspection method. Sound signals were recorded from 50 pairs of gears in normal condition, worn teeth and broken teeth at two speeds of 66 and 99 rpm. In the following, using wavelet packet transformation (WPT), the sound signal is analyzed in the time-frequency domain and 12 statistical features are extracted from the 16 coefficients of the fourth level of WPT. In order to study the performance of the fault detection algorithm, four classifications of linear discriminant analysis, K-nearest neighbor, decision tree and support vector machine have been used. The values of accuracy, true positive rate, true negative rate, positive predictive value, negative predictive value, geometric-mean, F1 score, and Matthews correlation coefficient have shown that by using WPT, a significant distinction can be found between normal and faulty gears. Therefore, the proposed method is a suitable approach for timely error detection of polymer gears used in mechanical equipment.

Keywords Fault Detection, Polymer Gear, Time-Frequency Domain, Wavelet Packet Transform, Non-Contact inspection.

CITATION LINKS

1- A Review on Fault Detection ... 2- Fault detection in nonlinear dynamical systems ... 3- Deep Transfer Learning Models for Industrial Fault Diagnosis ... 4- Acoustic-Based Engine Fault Diagnosis ... 5- Acoustic fault analysis of three commutator motors, 6- An efficient acoustic-based diagnosis ... 7- Fault diagnosis of synchronous hydraulic motor ... 8- Time-Frequency Distribution Map-Based Convolutional Neural Network (CNN) Model ... 9- Gear Fault Diagnosis through Vibration ... 10- A new audio signalbased methodology ... 11- Intelligent fault diagnosis of helical gearboxes ... 12- Local fault detection in helical gears via vibration and acoustic signals ... 13- Common spatial pattern-based feature extraction ... 14- An experimental study of acoustic emissions ... 15- Intelligent acoustic-based fault diagnosis of roller bearings ... 16- Research of Planetary Gear Fault Diagnosis ... 17- Automatic gear and bearing fault localization ... 18- Fault diagnosis of gearbox ... 19- A Bearing Fault Diagnosis Method ... 20- Experimental comparison of acoustic emission sensors ... 21- A New Approach for Fault Detection, Location and Diagnosis ... 22- Acoustic signal based fault detection ... 23 - Early Fault Detection of Planetary Gearbox ... 24- Supervised Machine Learning Based Approach ... 25- Polymer Gear Fault Classification ... 26- Vibration based fault detection of polymer gear, 27- A New Hybrid LSTM-GRU Model ... 28- Induction motor bearing fault classification ... 29- Design and manufacture of diaphragm gas meter gear test device, 30- Laboratory investigation of the effect of adding nanoparticles to polyoxymethylene ... 31- An expert system for fault diagnosis ... 32- An introduction to wavelets, 33- A Review of Wavelet Analysis ... 34- Feature extraction method of rolling bearing ... 35- Motor Bearing Fault Detection ... 36- Automobile Gearbox Fault Diagnosis ... 37- Mechanical fault diagnosis based on ... 38- A Machine Learning Approach for Polymer Classification ...

تشخیص خطای چرخ‌دنده پلیمری بر مبنای سیگنال صوتی و تبدیل بسته موجک

مهسا واقفی^{۱*}، محمد صادق توللی^{۲*}، رضا جاهدی^{۳*}

امیر سعید قدسی‌نژاد^۱، محمد مسیح سعادت فرد^۲

^۱ گروه مهندسی برق، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران.

^۲ گروه محاسبات پیشرفته، مرکز تحقیقات مهندسی شیمی، نفت و پلیمر، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران.

^۳ گروه مهندسی شیمی، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران.

^۴ گروه مهندسی مکانیک، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران.

^۵ گروه پژوهش‌های کاربردی، مرکز تحقیقات مهندسی شیمی، نفت و پلیمر، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران

چکیده

چرخ‌دنده‌ها بخش بسیار مهمی از تجهیزات مختلف مکانیکی در صنعت هستند. به دلیل آن‌که در فرایندهای مکانیکی، دندانه‌ها در طولانی مدت تحت بار قرار می‌گیرند، سطح دندانه آن‌ها معمولاً فرسوده، ساییده و حتی شکسته می‌شود. تشخیص به موقع خطا نه تنها می‌تواند چرخه عمر چرخ‌دنده‌ها را افزایش دهد بلکه حتی می‌تواند از تلفات اموال و تلفات ناشی از خرابی‌ها نیز جلوگیری نماید. بنابراین، نظارت و تشخیص سلامت چرخ‌دنده‌ها برای اطمینان از عملکرد طبیعی ماشین‌های گرانبها در صنعت امری ضروری است. در این پژوهش، تشخیص خطا در چرخ‌دنده‌های پلیمری، با استفاده از سیگنال صوتی به عنوان یک روش بازرسی غیرتماسی مدنظر قرار گرفته است. بدین منظور از ۵۰ زوج چرخ‌دنده در وضعیت سالم، دندانه‌های ساییده شده و دندانه‌های شکسته شده در دو سرعت ۶۶ و ۹۹ دور بر دقیقه، سیگنال صوت ضبط شده است. در ادامه با استفاده از تبدیل بسته موجک (WPT)، سیگنال صوت در حوزه زمان - فرکانس تجزیه شده و ۱۲ ویژگی آماری از ۱۶ ضریب سطح چهارم WPT استخراج شده است. به منظور بررسی عملکرد الگوریتم تشخیص خطا از چهار طبقه‌بند جداساز خطی، K نزدیک‌ترین همسایه، درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. مقادیر معیارهای دقت، نرخ مثبت واقعی، نرخ منفی واقعی، ارزش پیش‌بینی مثبت، ارزش پیش‌بینی منفی، میانگین هندسی، نمره F1 و ضریب همبستگی متیوز، نشان داده است که با استفاده از WPT، می‌توان تمایز معنی‌داری میان چرخ‌دنده‌های سالم و معیوب پیدا کرد. از این رو، روش پیشنهادی یک رویکرد مناسب، برای تشخیص خطای به موقع چرخ‌دنده‌های پلیمری مورد استفاده در تجهیزات مکانیکی است.

کلیدواژه‌ها: تشخیص خطا، چرخ‌دنده پلیمری، حوزه زمان - فرکانس، تبدیل بسته موجک، بازرسی غیرتماسی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۰۶

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۲۱

*نویسنده مسئول: ms.tavallali@iau.ac.ir

۱- مقدمه

پیشرفت بسیاری از فرایندها در صنعت نفت و گاز وابسته به عملکرد تجهیزات دوار است. تجهیز بسیاری از این فرایندها به سنسورهای بسیار دقیق، زمینه را برای جمع‌آوری اطلاعات مورد نیاز برای کشف خطا ایجاد می‌نماید تا نظارت مناسب‌تری از وضعیت یک فرایند انجام گیرد. خطا را می‌توان بعنوان خروجی

غیرقابل قبول یک متغیر فرایند، نسبت به رفتار یا حالت طبیعی آن تعریف کرد. به عبارت دیگر، خطا ممکن است باعث ایجاد اشکال یا خرابی آن فرایند گردد^[۱] و یک راه موثر برای افزایش قابلیت اطمینان فرایندهای صنعتی، ارائه الگوریتم‌های تشخیص خطا جهت پایش لحظه به لحظه‌ی فرایند است^[۲]. فرایند تشخیص خطا (Fault Detection) اغلب برای نظارت، یافتن و تشخیص خطاها در یک سیستم با استفاده از مفهوم افزونگی، (اعم از افزونگی سخت‌افزاری (Hardware Redundancy) یا افزونگی نرم‌افزاری (Software Redundancy)) با هدف بهبود قابلیت اطمینان سیستم (یا افزونگی تحلیلی (Analytical Redundancy)) استفاده می‌شود. از نظر قابلیت اطمینان، افزونگی سخت‌افزار پرهزینه است و علاوه بر افزایش وزن، مقدار فضای موجود را نیز افزایش می‌دهد. رویکرد افزونگی تحلیلی، جریان اصلی تحقیقات تشخیص خطا بوده است^[۳].

برخی از روش‌های عیب‌یابی و تشخیص خطا در صنعت بر مبنای داده‌های ارتعاش، دمانگاری و امواج آلتراسونیک است. در این بین، روش تشخیص خطا مبتنی بر صوت (Acoustic) به عنوان یک روش غیرتهاجمی دارای ویژگی‌هایی همچون قیمت مناسب، پیچیدگی کم‌تر، پیاده‌سازی آسان‌تر و انعطاف‌پذیری بیشتر است. این تکنیک غالباً شامل چهار مرحله جمع‌آوری داده، تجزیه سیگنال، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی وضعیت خطا است^[۴-۶]. استفاده از روش‌های پردازش سیگنال و فرایندهای تشخیصی می‌تواند باعث بهبود کارایی سیستم‌ها و کاهش خطرات گردد، از این رو، هاو و همکاران با استفاده از ترکیب انرژی بسته موجک و ضریب همبستگی پیرسون تشخیص عیب مبتنی بر سیگنال‌های صوتی را برای موتورهای هیدرولیک همزمان بررسی نموده‌اند^[۷]. زی و همکاران از تجزیه مد تجربی گروهی، تبدیل هیلبرت - هانگ و شبکه عصبی پیچشی برای تشخیص نشتی خط لوله در زیر آب استفاده کردند^[۸].

تجهیزات مکانیکی صنعت نفت و صنایع وابسته از قطعات انتقال مانند شفت، بلبرینگ، چرخ‌دنده و تسمه تشکیل شده که معمولی‌ترین جزء کلیدی تجهیزات دوار، چرخ‌دنده‌ها هستند که برای مدت طولانی تحت بار بوده و بیشتر مستعد خرابی خواهند بود^[۹]. در سال‌های اخیر بررسی اینگونه تجهیزات دوار، توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب نموده است. برای مثال، البغری و همکاران به منظور تشخیص خطا در چرخ‌دنده‌ها از ضرایب مدل خودهمبسته برای تحلیل سیگنال‌های صوتی کسب شده از چرخ‌دنده‌ها استفاده نموده‌اند^[۱۰]. تنگ و همکاران با ترکیب دو روش اندازه‌گیری غیرتماسی (تساویر حرارتی و سیگنال‌های صوتی) و کسب داده از تلفن همراه و با استفاده از شبکه عصبی پیچشی دوکاناله، سلامت گیربکس‌های حلزونی (Helical Gearboxes) را بررسی نموده‌اند^[۱۱]. آمارنات و همکار با استفاده از الگوریتم تجزیه مد تجربی، خطای چرخ‌دنده مارپیچی (Helical Gears) را با

امروزه در چندین صنعت از جمله هوافضا، نساجی، مواد غذایی، خودروسازی و سایر زمینه‌ها، چرخ‌دنده‌های پلیمری به طور گسترده‌ای برای انتقال حرکت به کار گرفته شده‌اند. این گسترده کاربرد، به دلیل خواص مکانیکی این نوع چرخ‌دنده‌ها است به طوری که در تجهیزات هوافضا از چرخ‌دنده‌های کامپوزیتی در انتقال محرک روتورکرافت (Rotorcraft) استفاده شده است تا وزن را تا ۲۰ درصد کاهش دهند و در عین حال ظرفیت حمل بار را نیز حفظ کنند [24]. دنده‌های پلیمری نسبت به دنده‌های فلزی، سبک‌تر، دارای اینرسی کمتر و بسیار کم صدا تر هستند. به منظور طبقه‌بندی خطای چرخ‌دنده پلیمری، کومار و همکاران از ترکیب تبدیل موجک گسسته (DWT) و تجزیه مد تجربی استفاده نموده‌اند. در این پژوهش از ویژگی‌های آنالیز، پارامتر Hjorth و ترکیبی از این دو ویژگی و طبقه‌بندکننده‌های ماشین بردار پشتیبان، یادگیری جمعی و درخت تصمیم استفاده شده است [25]. ایشان در همین راستا به منظور تشخیص دنده‌های سالم و ناسالم پلیمری از ویژگی‌های آماری مانند جذر میانگین مربعات، کورتیزس و انحراف معیار [26] و همچنین از ترکیب دو طبقه‌بند حافظه طولانی کوتاه مدت و شبکه‌های عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار و سیگنال ارتعاشی برای عیب‌یابی چرخ دنده‌های پلیمری استفاده نمودند [27].

مسئله تشخیص خطا در چرخ‌دنده‌های پلیمری تاکنون به طور بسیار محدودی بررسی شده است، لذا با توجه به گستره قابل توجه استفاده از چرخ‌دنده‌های پلیمری، در این پژوهش، پایش غیرتماسی، صوتی و هوشمند وضعیت چرخ‌دنده پلیمری در سه حالت چرخ‌دنده‌های سالم، با چرخ‌دنده‌های ساییده شده و با چرخ‌دنده‌های شکسته شده مورد بررسی قرار گرفته است. برای بررسی و تشخیص خطا، از یک میکروفن با الگوی برداشت صدای کاردیوئید استفاده شده است. روش‌های سنتی معمولاً سیگنال را در حوزه زمان و یا فرکانس مورد پردازش قرار می‌دهند که این روش‌ها نمی‌تواند اطلاعات کاملی از سیگنال را استخراج کند. اما روش‌های حوزه زمان - فرکانس قادر هستند تا ترکیبی از اطلاعات در هر دو حوزه را استخراج کنند و از طرف دیگر، ویژگی‌های سیگنال‌های غیرخطی و غیرایستا را با دقت بهتری توصیف می‌کنند [28]. از این رو، با استفاده از تبدیل بسته موجک، سیگنال صوتی در حوزه زمان - فرکانس تجزیه شده است. پس از تجزیه سیگنال، اطلاعات مربوط به آن با استفاده از ویژگی‌های آماری استخراج شده و به عنوان ورودی برای طبقه‌بند کننده استفاده شده است تا وضعیت چرخ‌دنده سالم در مقایسه با چرخ‌دنده معیوب بررسی گردد. ساختار این مقاله به شرح زیر است. ابتدا نحوه اجرای آزمایش و ثبت سیگنال صوتی شرح داده شده و سپس نحوه آنالیز و بررسی سیگنال صوت (که شامل پنجره‌بندی سیگنال، تبدیل بسته موجک، ویژگی‌های آماری، نرمال‌سازی، معیارهای سنجش، اعتبارسنجی و طبقه‌بندی است) آورده شده است. در گام بعد نتایج

استفاده از سیگنال‌های صوتی و شتاب‌سنج بررسی کرده‌اند [12]. همچنین کارایک و همکاران از طریق اندازه‌گیری ارتعاش و آکوستیک و با استفاده از الگوی فضایی مشترک، نحوه تشخیص عیوب چرخ‌دنده‌های حلزونی در طول شرایط عملیاتی مختلف را ارزیابی نموده‌اند [13]. کاسو و همکاران با استفاده از سیگنال انتشار آکوستیک و طیف فرکانسی، تشخیص خطای چرخ‌دنده سیاره‌ای (Planetary Gear) را ارزیابی نمودند [14]. یاتاقان غلتکی یکی از اجزای اصلی بسیاری از ماشین‌آلات است که به طور مستقیم می‌تواند روی عملکرد کل دستگاه تاثیرگذار باشد. با توجه به آن که سیگنال‌های صوتی کسب شده از یاتاقان‌های غلتکی، اطلاعات مناسبی را از وضعیت سلامتی آن‌ها فراهم کنند، ژانگ و همکاران، از شبکه پیچشی گرافی عمیق برای بررسی تشخیص خطا مبتنی بر صوت این یاتاق‌های غلتکی استفاده کردند [15]. کوآی و همکاران، با استفاده از تجزیه مد تجربی گروهی کامل با نویز تطبیقی و سیستم استنتاج فازی عصبی - تطبیقی، یک سیستم تشخیص خطای چرخ‌دنده مبتنی بر سنسورهای ارتعاش‌سنج را پیشنهاد داده‌اند [16]. جنا و همکار با استفاده از تبدیل موجک و بهره‌گیری از سیگنال صوتی و سنسور لرزش، خطای چرخ‌دنده‌ها را ارزیابی نموده‌اند [17]. شیائو و همکاران از تبدیل بسته موجک، شبکه عصبی پس‌انتشار و بهینه سازی ازدحام ذرات آشوب برای تشخیص خطای گیربکس استفاده نموده‌اند [18]. هی و همکاران از تبدیل بسته موجک و شبکه عصبی پیچشی بهینه‌شده برای تشخیص خطای بلبرینگ استفاده نموده‌اند [19]. مسرخانی و همکار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و پارامترها و ویژگی‌های مختلف در حوزه زمان، چهار موقعیت متفاوت (سالم و سه حالت معیوب) از بلبرینگ تماس زاویه‌ای را ارزیابی و نقص‌های موجود را مشخص نمودند [20]. پره - های توربین بادی اغلب تحت تأثیر عوامل مختلف محیطی دچار خطا می‌شوند و وجود خطا باعث تغییر رفتار آن‌ها می‌گردد. در همین راستا، مارکز و همکاران با استفاده از دیدگاه تبدیل موجک، پره‌های سالم و معیوب کسب شده از امواج هدایت شده اولتراسونیک را ارزیابی کردند [21]. لیو و همکاران با استفاده از ضرایب کپستال فرکانس مل و درخت تصمیم، سیگنال صوتی تسمه نقاله را بررسی نمودند [22]. گیربکس خورشیدی در صنعت مدرن امروزه بسیار مورد استفاده قرار گرفته است و به طور مستقیم می‌تواند ایمنی عملکرد سیستم ماشین‌آلات که از آن‌ها برای انتقال نیرو استفاده می‌شود، را تعیین کند. برای افزایش قابلیت اطمینان این گیربکس‌ها، لیو و همکاران از تکنیک نشر صوتی و تجزیه مد متغیر برای تشخیص زود هنگام این نوع خطاها استفاده کردند [23].

در چند دهه اخیر، برخی چرخ‌دنده‌های فلزی به منظور کاهش وزن و هزینه ساخت با چرخ دنده‌های پلیمری جایگزین شده‌اند که بدون روغن کاری، کار می‌کنند و صدا و لرزش کم‌تری نیز دارند.



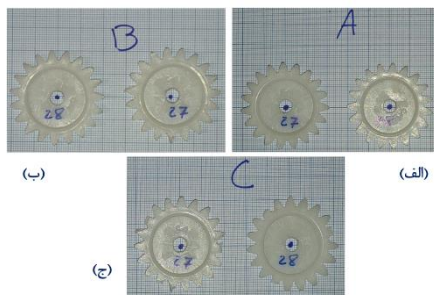
شکل ۱) زیرشکلی در متن ارائه شده موجود نبود.

چرخ‌دنده‌ها و اعمال بازه زمانی جمع‌آوری داده‌ها یک نرم‌افزار با استفاده از محیط Python طراحی شده است. این نرم‌افزار پس از وارد کردن اطلاعات چرخ‌دنده‌ها، به مدت ۶۰ ثانیه صدای چرخش چرخ‌دنده‌ها را ثبت و به صورت خودکار دسته‌بندی می‌کند.

۲-۳- نمونه چرخ‌دنده‌ها

در ابتدا ۱۰۰ عدد چرخ‌دنده شماره‌گذاری شده و هر جفت چرخ‌دنده بر روی محورهای دستگاه با استفاده از پیچ متصل شده است. صدای چرخ‌دنده‌ها با دو سرعت چرخش ۶۶ و ۹۹ دور در دقیقه ضبط گردیده است (گروه سالم). سپس با استفاده از یک سوهان به صورت کاملاً تصادفی، ۳ عدد از دندانه‌های هر چرخ‌دنده ساییده شده و از فرم استاندارد اینولوت (Involute) خارج شده‌اند و دوباره صدای چرخش آن‌ها ضبط شده است (گروه ساییده شده). در نهایت همان دندانه‌هایی که سوهان زده شده‌اند، با استفاده از یک سیم‌چین با اندازه و زاویه‌های تصادفی کوتاه شده و برای سومین بار صدای آن‌ها با هر دو سرعت یاد شده ضبط شده است (گروه شکسته شده). در شکل ۲ تصویر یک زوج چرخ‌دنده در سه وضعیت سالم، دندانه‌های ساییده شده و دندانه‌های شکسته شده نشان داده شده است. بنابراین به طور خلاصه مراحل ثبت صوت از چرخ‌دنده‌ها را می‌توان به شرح زیر خلاصه کرد:

الف) شماره‌گذاری چرخ‌دنده‌ها (ب) ثبت صدای از هر زوج چرخ‌دنده در دو سرعت چرخش ۶۶ و ۹۹ دور بر دقیقه (گروه سالم) (ج) ساییده کردن ۳ عدد دندانه از چرخ‌دنده‌ها به طور تصادفی و ثبت صدا در دو سرعت ۶۶ و ۹۹ دور بر دقیقه (گروه ساییده شده) (د) شکاندن دندانه‌های ساییده شده و ثبت صدا در دو سرعت ۶۶ و ۹۹ دور بر دقیقه (گروه شکسته شده).



شکل ۲) تصویر یک زوج چرخ‌دنده پلیمری (الف) سالم (ب) ساییده شده (ج) شکسته شده

تشخیص خطای چرخ‌دنده‌های پلیمری ارائه شده و در نهایت به تحلیل، بررسی و نتیجه‌گیری این نتایج پرداخته شده است.

۲- کسب داده آزمایشگاهی

۲-۱- دستگاه

در مطالعه حاضر دستگاه تست چرخ‌دنده ساخته شده در پایان-نامه‌های اردوان [29] و خوشکار [30] در مرکز تحقیقات مهندسی شیمی، نفت و پلیمر رفع عیب و ارتقا داده شد. همان طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، دو محور موازی مسئولیت ایجاد انتقال حرکت چرخ‌دنده‌های پلیمری را از موتوری که سرعت قابل کنترلی دارد به عهده دارند. یکی از محورها به یک موتور جریان متناوب با قدرت ۱۰۰ وات توسط یک پولی و تسمه متصل شده و محور دیگر در نگهدارنده بلبرینگ به صورت آزاد جای گرفته است. این محورها با استفاده از بلبرینگ‌ها و ورق‌های اکریلیک پلکسی گلاس عمود بر محورها در جای خود ثابت شده‌اند.

همچنین جهت تنظیم سرعت موتور از یک مبدل LS iC5 استفاده شده است. این مبدل قابلیت تولید جریان متناوب با فرکانس‌های متغیر را دارد که می‌تواند سرعت موتور را به صورت دقیق تغییر دهد. لذا با کمک این مبدل، اثر تغییر فرکانس و در نتیجه اثر تغییر سرعت دوران خروجی موتور قابل بررسی است. در این پژوهش فرکانس برق ورودی از ۵۰ هرتز به دو فرکانس ۱۰ و ۱۵ هرتز کاهش یافته که سرعت دوران خروجی موتور را کاهش دهند. سرعت چرخش محورها با استفاده از یک سنسور اثر هال اندازه‌گیری شده است. در این دستگاه، با توجه به طول تسمه و قطر پولی و موتور به کار رفته در دستگاه، ۶۶ دور در دقیقه برای فرکانس ۱۰ هرتز و ۹۹ دور در دقیقه برای فرکانس ۱۵ هرتز ثبت شده است.

علاوه بر صدای چرخ‌دنده‌ها، صداهای موتور، پولی و بلبرینگ‌ها هم تولید می‌شود که به منظور کاهش نویزهای اضافی یک جعبه محصور طراحی شده و چرخ‌دنده‌ها و میکروفون درون آن جعبه قرار گرفته و از بقیه قسمت‌ها جدا شده است. جدار داخلی جعبه با پدهای صداگیر پوشانده شده است تا انعکاس صدا و ورود صدا از بیرون به درون جعبه را به حداقل برساند. میکروفن از نوع MTV550 با الگوی برداشت صدای کاردیوئید است که با استفاده از درایور دیجیتال همراه میکروفون با درگاه USB به رایانه متصل شده است. ارتعاشات مازاد دستگاه به حداقل رسانده شده و تولید صدای مازاد و لغزش تسمه روی پولی با کمک سیستم انتقال قدرت تسمه تایم کاهش یافته است.

۲-۲- جمع‌آوری داده

سیگنال صوتی کسب شده از میکروفن، با فرکانس نمونه‌برداری ۴۴/۱ kHz ضبط شده است. جهت سهولت مدیریت داده‌های صوتی ضبط شده و ارتباط آن با اطلاعات مکمل از جمله دسته‌بندی



شکل ۳) فرایند آنالیز و تشخیص خطا چرخ‌دنده پلیمری

همچنین فرکانس بالا در مراحل بعدی تجزیه استفاده می‌شود. در شکل ۴، ساختار درختی تبدیل بسته موجک برای ۴ سطح تجزیه نشان داده شده است، در مرحله اول تجزیه، سیگنال به دو زیر باند پایین‌گذر و بالا‌گذر تجزیه شده است. در دومین مرحله تجزیه، چهار زیرباند فرکانسی ایجاد شده و به همین ترتیب، در سومین سطح تجزیه ۸ زیرباند فرکانسی و در چهارمین سطح تجزیه ۱۶ زیرباند فرکانسی ایجاد خواهد شد. برای تجزیه و تحلیل سیگنال‌ها، موجک‌های مادر بسیاری تاکنون تعریف شده است که عموماً انتخاب آن‌ها به نوع سیگنال و ماهیت کاربرد آن بستگی دارد [32-33]. در این پژوهش از موجک مادر دابشیز ۴ (db4) استفاده شده است و سیگنال به ۴ سطح تجزیه شده که در سطح تجزیه آخر، ۱۶ ضریب موجک به دست آمده است. در شکل ۵، ضرایب استخراج شده برای چرخ‌دنده سالم، چرخ‌دنده با دندان‌های ساییده شده و چرخ‌دنده با دندان‌های شکسته شده نشان داده شده است.

۲-۴-۳- استخراج ویژگی

با توجه به اینکه برای هر حالت چرخ‌دنده، ۲۵۰۰ سیگنال (پنجره-هایی با طول ۱ s) در نظر گرفته شده و هر سیگنال نیز با استفاده از WPT به ۱۶ زیرباند تجزیه شده، در نهایت برای هر وضعیت از چرخ‌دنده ۴۰۰۰۰ سری زمانی ساخته شده است. به منظور دسترسی به اطلاعات ضرایب موجک از ۱۲ ویژگی آماری برای استخراج ویژگی از آن‌ها استفاده شده که فرمول ریاضی آن‌ها در جدول ۱ آورده شده است. این ویژگی‌ها شامل میانگین، میانگین مطلق، انحراف معیار، جذر میانگین مربعات، چولگی، کشیدگی، توان، انرژی، لگاریتم انرژی، انرژی Teager، انرژی شانون و مقدار عبور از صفر است.

۲-۴-۴- نرمال‌سازی ویژگی‌ها

به منظور مقایسه منصفانه مقادیر ویژگی‌های اندازه‌گیری شده در میان تمام گروه‌ها، با استفاده از تکنیک نرمال‌سازی مینیمم-ماکزیمم، جهت نرمال‌سازی مقدار ویژگی‌ها بین مقدار صفر و یک استفاده شده است:

$$z_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

که x بردار ویژگی مدنظر، x_i مقدار ویژگی اصلی و z_i مقدار ویژگی نرمال‌شده است.

۲-۴-۵- روش آنالیز داده‌ها

در برخی از کاربردهای عملی پردازش سیگنال، مانند کاربردهای پزشکی، اطلاعات حوزه زمان و حوزه فرکانس به راحتی قابل تفکیک و تمایز نبوده و نیاز به استفاده از اطلاعات حوزه زمان - فرکانس است.

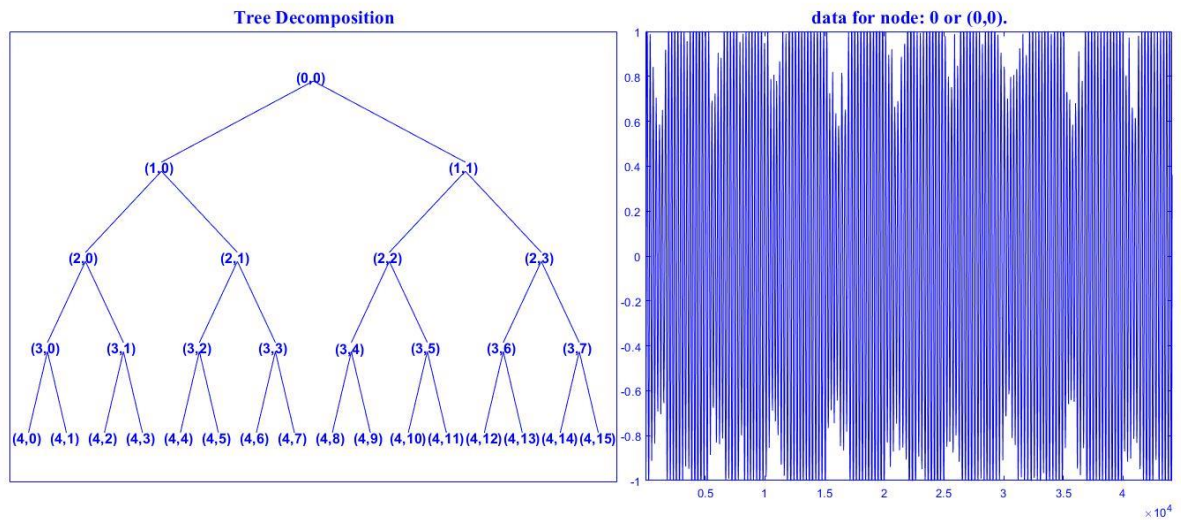
مطابق این نتایج در هر سه حوزه مورد بررسی، تفاوت میان سه گروه چرخ‌دنده سالم، ساییده شده و شکسته شده به صورت واضح قابل مشاهده است. با توجه به اینکه در روش‌های مبتنی بر زمان، اطلاعات فرکانسی در دسترس نیستند و با استفاده از روش‌های حوزه فرکانس نیز اطلاعات زمان از دست می‌رود، لذا برای اینکه بتوان همزمان به اطلاعات حوزه زمان و حوزه فرکانس دسترسی داشت، در فرایند آنالیز و تشخیص خطا از نتایج حوزه زمان - فرکانس استفاده شده است. در شکل ۳، این فرایند شامل مرحله اکتساب داده، پنجره‌بندی، تبدیل بسته موجک (WPT)، استخراج ویژگی‌های آماری، نرمالیزه کردن و طبقه‌بندی است.

۲-۴-۶- پنجره‌بندی

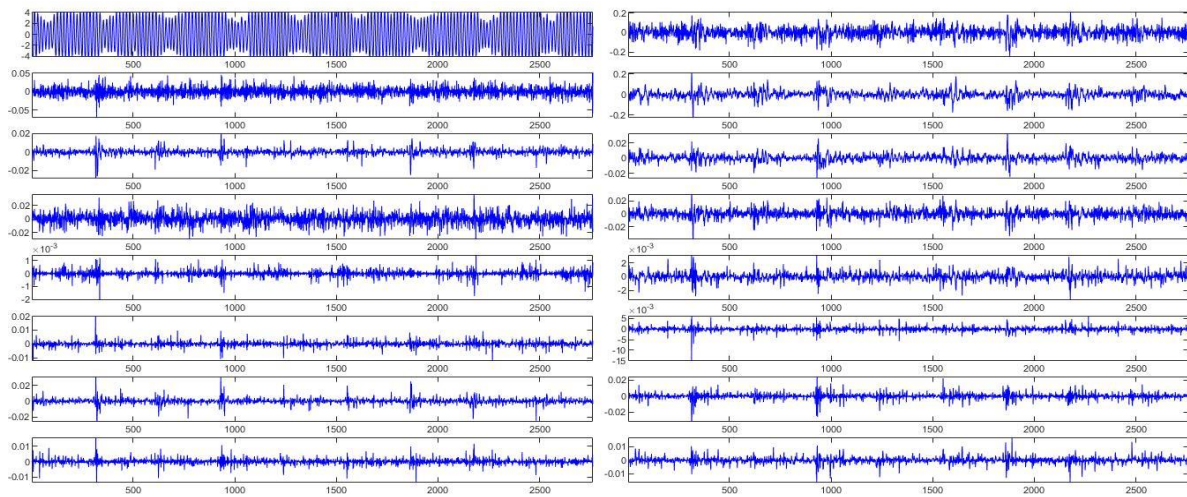
برای حفظ شرایط مشابه ضبط برای تمام نمونه‌ها، ۵ ثانیه ابتدایی و همچنین ۵ ثانیه انتهایی از سیگنال حذف شده و از ۵۰ ثانیه باقی‌مانده در تحلیل‌ها استفاده شده است. از این رو از پنجره‌هایی با طول ۱ s و بدون هم‌پوشانی استفاده شد که با توجه به فرکانس نمونه‌برداری ۴۴/۱ KHz، هر پنجره شامل ۴۴۱۰۰ نمونه است. بنابراین با توجه به اینکه آزمایش بر روی ۵۰ زوج چرخ‌دنده انجام شده است، برای هر یک از سه حالت چرخ‌دنده، ۲۵۰۰ پنجره با طول ۱ s در هر سرعت چرخش وجود دارد.

۲-۴-۷- تبدیل بسته موجک

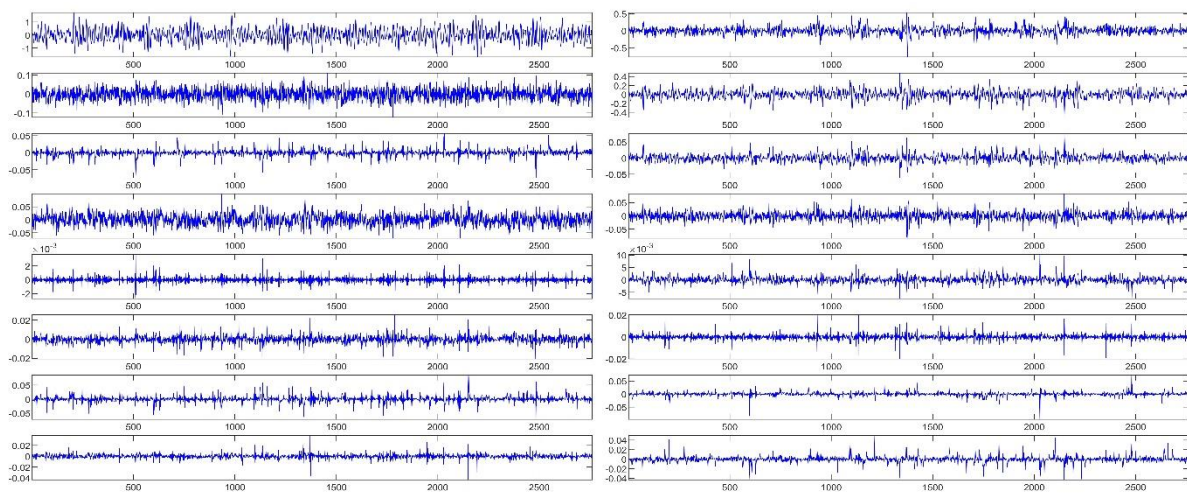
روش تبدیل موجک (WT) یکی از روش‌های حوزه زمان - فرکانس است که به دلیل ویژگی تفکیک‌پذیر بودن، در مقایسه با دیگر تبدیلات زمان - فرکانس مانند تبدیل فوریه زمان کوتاه و تبدیل ویگنر ویل از مزایای بیشتری برخوردار است [30]. تبدیل موجک توانایی تجزیه و تحلیل ویژگی‌های سیگنال در حوزه زمان و فرکانس را با تجزیه آن به تعدادی مولفه متعامد متقابل با استفاده از یک تابع واحد به نام موجک مادر دارد. در واقع در این روش به جای استفاده از توابع سینوس و کسینوس، از توابعی به نام موجک استفاده می‌شود و سیگنال به دو بخش تقریب (Approximation) و جزئیات (Detail) تفکیک می‌شود. در این پژوهش از بسط تبدیل موجک گسسته (DWT) که تبدیل بسته موجک (WPT) نام دارد، استفاده شده است. در تبدیل بسته موجک برخلاف تبدیل موجک گسسته، در هر سطح از تجزیه، هر دو ضریب‌های جزئیات و تقریب مجدداً تجزیه می‌شوند که این ویژگی باعث شده است که WPT در مقایسه با DWT انعطاف‌پذیری بیشتری داشته باشد و محتوای فرکانسی سیگنال را نیز بهتر نشان دهد. به عبارت دیگر، در WPT از زیرمجموعه‌های فرکانس پایین و



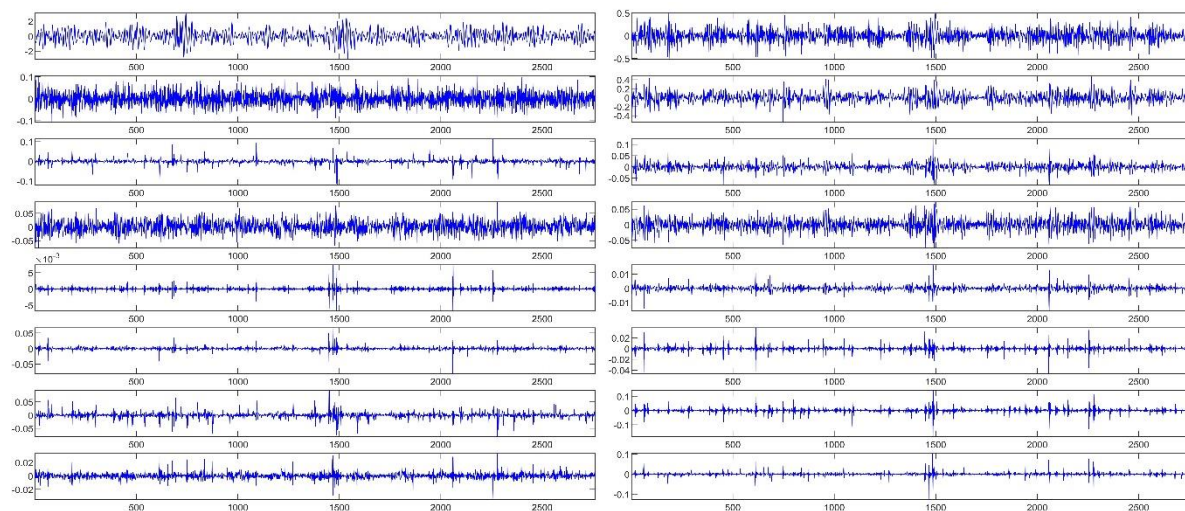
شکل ۴) درخت بسته موجک



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۵) ۱۶ ضریب بسته موجک استخراج شده در سطح چهارم برای (الف) چرخ‌دنده سالم (ب) چرخ‌دنده با دندان‌های ساییده شده (ج) چرخ‌دنده با دندان‌های شکسته شده

یک برگ است. هر گره به یک ویژگی از داده‌ها اشاره دارد و به طور تصادفی به دو یا چند شاخه تقسیم می‌شود. در واقع این تکنیک درختی از یک سری تصمیمات در مورد ویژگی‌های داده‌ها به صورت سلسله مراتبی ساخته می‌شود و در نهایت به یک تصمیم دسته‌بندی می‌رسد [36].

ماشین بردار پشتیبان (SVM): یک تکنیک یادگیری ماشین آماری است که هدف اصلی در آن، شناسایی مرز تصمیم‌گیری یا ابرصفحه جداکننده بهینه است، به طوری که منجر به حداکثر حاشیه در بین نمونه‌های دو کلاس شود. این طبقه‌بند برای تفکیک داده‌هایی با ساختار غیرخطی و پیچیده از توابع کرنل (خطی، غیرخطی، چندجمله‌ای، سیگموئید و تابع پایه شعاعی (RBF)) استفاده می‌کند. در این پژوهش از تابع کرنل RBF استفاده شده است [37].

جدول ۱) ویژگی‌های آماری استخراج شده از ضرایب WPT

فرمول ریاضی	ویژگی	فرمول ریاضی	ویژگی
$\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}$	توان	$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$	میانگین
$\sum_{i=1}^n x_i^2$	انرژی	$\frac{\sum_{i=1}^n x_i }{n}$	میانگین مطلق
$\log \sum_{i=1}^n x_i^2$	لگاریتم انرژی	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$	انحراف معیار
$\sum_{i=2}^{n-1} x_i^2 - x_{i+1}x_{i-1}$	انرژی Teager	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}$	جذر میانگین مربعات
$\sum_{i=1}^n x_i^2 \log x_i^2$	انرژی شانون	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3$	چولگی
$\sum_{i=2}^n [\text{sign}(x_i x_{i-1}) < 0]$	عبور از صفر	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4$	کشیدگی

۲-۴-۵- طبقه‌بندکننده‌ها

هدف نهایی در هر مسأله شناسایی الگو و تشخیص خطا، تفکیک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی به دو یا چند کلاس مختلف است. در این پژوهش به منظور انجام طبقه‌بندی بر روی سه وضعیت گروه چرخ‌دنده‌های سالم، گروه چرخ‌دنده‌ها با ساییدگی و گروه چرخ‌دنده‌های شکسته شده از ۴ طبقه‌بند جداساز خطی (LDA)، K، نزدیک‌ترین همسایه (KNN)، درخت تصمیم (DT) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شده است.

طبقه‌بند جداساز خطی (LDA): یکی از ساده‌ترین و در عین حال پرکاربردترین روش‌های یادگیری بدون نظارت LDA است که به طور گسترده‌ای تاکنون در حوزه تشخیص الگو و یادگیری ماشین به منظور شناسایی ترکیب خطی از ویژگی‌هایی که قادر هستند کلاس‌ها (خروجی‌ها) را از یکدیگر متمایز کنند، مورد استفاده قرار گرفته است. در این تکنیک، نسبت واریانس بین کلاس‌ها را به واریانس درون کلاس‌ها به حداکثر می‌رسانند تا حداکثر تفکیک تضمین شود [34].

K نزدیک‌ترین همسایه (KNN): یک تکنیک یادگیری با نظارت است که از یک مفهوم شهودی برای پیدا کردن نقاط همسایه استفاده می‌کند. برای پیدا کردن نزدیک‌ترین همسایه‌ها به داده تست، فاصله اقلیدسی این داده از تمام داده‌ها محاسبه می‌شود و K نزدیک‌ترین همسایه انتخاب می‌شود و ورودی بر اساس برچسب K همسایه نزدیک به آن طبقه‌بندی می‌شود [35]. در این پژوهش ۳ = K در نظر گرفته شده است.

درخت تصمیم (DT): درخت تصمیم یک ساختار درختی برای طبقه‌بندی الگوها است که شامل تعدادی شاخه، ریشه، تعدادی گره و تعدادی برگ است. یک شاخه زنجیره‌ای از گره‌ها از ریشه تا

جدول ۲) معیارهای سنجش طبقه‌بندکننده

معیار	فرمول ریاضی
دقت (ACC)	$\frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP}$
حساسیت یا نرخ مثبت صحیح (TPR)	$\frac{TP}{TP + FN}$
ویژگی یا نرخ مثبت کاذب (TNR)	$\frac{TN}{TN + FP}$
ارزش پیش‌بینی مثبت (PPV)	$\frac{TP}{TP + FP}$
ارزش پیش‌بینی منفی (NPV)	$\frac{TN}{TN + FN}$
میانگین هندسی (G-mean)	$\sqrt{\frac{TP}{TP + FN} \times \frac{TN}{TN + FP}}$

۲-۴-۶- معیارهای سنجش

به منظور بررسی عملکرد طبقه‌بندی کننده‌ها، معیارهای دقت (ACC)، نرخ مثبت واقعی (TPR)، نرخ منفی واقعی (TNR)، ارزش پیش‌بینی مثبت (PPV)، ارزش پیش‌بینی منفی (NPV)، میانگین هندسی (G-mean)، نمره F1 و ضریب همبستگی متیوز (MCC) محاسبه شده است که فرمول ریاضی آن‌ها در جدول ۲ آورده شده است [38]. برای محاسبه این معیارها از ماتریس درهم‌ریختگی استفاده شده که ابزاری مناسب برای بررسی میزان کارایی سیستم‌های طبقه‌بند می‌باشد و مبتنی بر ۴ پارامتر زیر است:

مثبت واقعی (TP): میزان چرخ‌دنده‌های معیوب که به درستی معیوب تشخیص داده شده‌اند.

منفی واقعی (TN): میزان چرخ‌دنده‌های سالم که به درستی سالم تشخیص داده شده‌اند.

مثبت کاذب (FP): میزان چرخ‌دنده‌های سالم که به اشتباه معیوب تشخیص داده شده‌اند.

منفی کاذب (FN): میزان چرخ‌دنده‌های معیوب که به اشتباه سالم تشخیص داده شده‌اند.

۲-۴-۷- اعتبارسنجی

در این مرحله برای ارزیابی نتایج طبقه‌بندی و تشخیص خطا، از اعتبارسنجی متقابل ۱۰-fold استفاده شده است. بدین صورت که مجموعه داده‌ها به صورت تصادفی به ۱۰ قسمت مساوی تقسیم می‌شود و در هر مرحله یک قسمت از داده‌ها بعنوان مجموعه داده تست و ۹ قسمت باقی‌مانده بعنوان مجموعه داده آموزش به کار رفته است. این روال، ۱۰ بار تکرار شده و در نهایت میانگین نتیجه این ۱۰ بار تست بعنوان نتیجه نهایی فرایند تشخیص خطا گزارش شده است.

۳- نتایج

به منظور پیاده‌سازی روش پیشنهادی از سیستم مجهز به رم ۶ گیگابایتی، پردازنده Intel(R) Core(TM) i7 و محیط MATLAB 2018b استفاده شده است. پس از آنکه با استفاده از اعتبارسنجی متقابل داده‌ها به دو قسمت آموزش و تست تفکیک شدند با استفاده از ۴ طبقه‌بند LDA، KNN، DT و SVM برای سه دسته بندی دو کلاسه مختلف زیر معیارهای ارزیابی محاسبه شده‌اند:

(۱) دسته چرخ‌دنده‌های گروه سالم و چرخ‌دنده‌های گروه ساییده-شده

(۲) دسته چرخ‌دنده‌های گروه سالم و گروه شکسته‌شده

(۳) دسته چرخ‌دنده‌های گروه ساییده‌شده و چرخ‌دنده‌های گروه شکسته‌شده.

مقدار میانگین و انحراف معیار معیارهای ارزیابی برای هر دو سرعت ۶۶ و ۹۹ دور بر دقیقه (RPM) برای هر سه دسته بندی دو کلاسه فوق در جدول ۳ تا جدول ۵ ارائه شده است.

همان طور که در این جدول ها نمایش داده شده است، تمامی معیارهای ارزیابی نشان گر موفقیت طبقه بندی هاست. لذا تنها بررسی دقیق تر یکی از این معیارها می تواند کفایت کرده که در بین معیارهای معرفی شده، معیار دقت (ACC) بررسی می شود. میانگین مقدار دقت چهار طبقه‌بند برای هر سه دسته بندی در سرعت ۶۶ دور بر دقیقه، به ترتیب ۹۹/۹۶، ۹۹/۹۰ و ۹۸/۶۶ درصد و برای سرعت ۹۹ دور بر دقیقه، برابر با ۹۹/۴۶، ۹۹/۴۲ و ۹۹/۰۳ درصد به‌دست آمده است. با وجودی که بیشترین و کمترین مقدار دقت طبقه‌بندی در سرعت ۶۶ دور بر دقیقه، به ترتیب برای تفکیک دو کلاس (چرخ‌دنده‌های گروه سالم از چرخ‌دنده‌های گروه ساییده-شده) و تفکیک دو کلاس (چرخ‌دنده‌های گروه ساییده‌شده از چرخ‌دنده‌های گروه شکسته‌شده) حاصل شده است، اما تفاوت دقت‌ها ۹۹/۹۶ و ۹۸/۶۶ درصد آنچنان قابل توجه نیست. از طرف دیگر با بررسی کلی جدول‌های ارائه شده به خوبی معلوم می‌شود که کمترین دقت مشاهده شده در طبقه بند LDA در سرعت دورانی ۹۹ دور بر دقیقه با معیارهای TNR و TPR شناسایی شده که این میزان بالاتر از ۹۶٪ است، لذا می‌توان نتیجه گرفت که عملکرد روش پیشنهادی بسیار رضایت بخش بوده است.

نتیجه این پژوهش منجر به دستیابی یک روش غیر تماسی برای تشخیص آسیب‌های سطحی و حجمی چرخ‌دنده‌ها خواهد بود. البته لازم به ذکر است که جهت تجاری‌سازی نتایج این مطالعه باید محدودیت‌ها و مشکلات مختلف محیطی و داده برداری از دیدگاه وجود انواع نویز، انواع هندسه چرخ‌دنده و شرایط عملیاتی مورد بررسی بیشتر قرار گیرد. بدیهی است که شرایط اجرایی و محیطی در نمونه‌های عملیاتی با نمونه‌های آزمایشگاهی تفاوت

جدول ۳) نتایج دسته بندی چرخ دنده سالم و ساییده شده

طبقه‌بند	سرعت RPM	Mean STD	ACC %	TPR %	TNR %	PPV %	NPV %	Gmean	F1	MCC
LDA	۶۶	Mean	۹۹/۸۶۷۵	۹۹/۸۸۷۵	۹۹/۸۴۷۵	۹۹/۸۴۷۶	۹۹/۸۸۷۵	۰/۹۹۸۷	۰/۹۹۸۷	۰/۹۹۷۴
		STD	۰/۰۴۰۱	۰/۰۶۵۹	۰/۰۵۵۸	۰/۰۵۵۷	۰/۰۶۵۸	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۸
	۹۹	Mean	۹۷/۸۹۲۵	۹۸/۵۴۰۰	۹۷/۲۴۵۰	۹۷/۲۸۱۲	۹۸/۵۲۲۱	۰/۹۷۸۹	۰/۹۷۸۹	۰/۹۵۷۹
		STD	۰/۱۸۴۵	۰/۳۳۶۱	۰/۲۹۱۳	۰/۲۷۶۵	۰/۳۳۳۴	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۳۷
KNN	۶۶	Mean	۹۹/۹۸۳۸	۹۹/۹۷۵۰	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۷۵۰	۰/۹۹۹۸	۰/۹۹۹۸	۰/۹۹۹۷
		STD	۰/۰۱۴۵	۰/۰۲۶۴	۰/۰۱۶۹	۰/۰۱۶۹	۰/۰۲۶۳	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۲
	۹۹	Mean	۹۹/۹۶۶۳	۹۹/۹۵۵۰	۹۹/۹۷۷۵	۹۹/۹۷۷۵	۹۹/۹۵۵۰	۰/۹۹۹۷	۰/۹۹۹۷	۰/۹۹۹۳
		STD	۰/۰۱۸۷	۰/۰۳۲۹	۰/۰۲۴۹	۰/۰۲۴۹	۰/۰۳۲۹	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۳
DT	۶۶	Mean	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
		STD	۰/۰۱۰۵	۰/۰۱۶۹	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۶۹	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۲
	۹۹	Mean	۹۹/۹۹۵۰	۹۹/۹۹۷۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۷۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
		STD	۰/۰۱۲۱	۰/۰۰۷۹	۰/۰۱۶۹	۰/۰۱۶۹	۰/۰۰۷۹	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۲
SVM	۶۶	Mean	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹
		STD	۰/۰۰۸۷	۰/۰۱۲۱	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۱
	۹۹	Mean	۹۹/۹۷۲۵	۹۹/۹۵۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۵۲۵	۰/۹۹۹۷	۰/۹۹۹۷	۰/۹۹۹۵
		STD	۰/۰۱۶۵	۰/۰۳۲۲	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۲۱	۰/۰۳۲۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۳

جدول ۴) نتایج دسته بندی چرخ سالم و شکسته شده

طبقه‌بند	سرعت RPM	Mean STD	ACC %	TPR %	TNR %	PPV %	NPV %	Gmean	F1	MCC
LDA	۶۶	Mean	۹۹/۶۲۶۳	۹۹/۵۴۷۵	۹۹/۷۰۵۰	۹۹/۷۰۴۵	۹۹/۵۴۸۳	۰/۹۹۶۳	۰/۹۹۶۳	۰/۹۹۲۵
		STD	۰/۰۶۴۷	۰/۰۱۶۴	۰/۰۴۳۸	۰/۰۴۳۸	۰/۰۱۵۷	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۱۳
	۹۹	Mean	۹۷/۹۱۲۵	۹۷/۲۲۷۵	۹۸/۵۹۷۵	۹۸/۵۷۸۳	۹۷/۲۶۵۷	۰/۹۷۹۱	۰/۹۷۹۱	۰/۹۵۸۳
		STD	۰/۲۳۴۷	۰/۳۳۰۵	۰/۲۴۰۵	۰/۲۴۲۴	۰/۳۱۹۹	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۴۷
KNN	۶۶	Mean	۹۹/۹۸۶۳	۹۹/۹۸۷۵	۹۹/۹۸۵۰	۹۹/۹۸۵۰	۹۹/۹۸۷۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۷
		STD	۰/۰۱۳۸	۰/۰۱۷۷	۰/۰۲۱۱	۰/۰۲۱۱	۰/۰۱۷۷	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۲
	۹۹	Mean	۹۹/۸۷۳۷	۹۹/۹۰۷۵	۹۹/۸۴۰۰	۹۹/۸۴۰۱	۹۹/۹۰۷۵	۰/۹۹۸۷	۰/۹۹۸۷	۰/۹۹۷۵
		STD	۰/۰۲۶۰	۰/۰۵۴۱	۰/۰۴۲۸	۰/۰۴۲۷	۰/۰۵۴۰	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۵
DT	۶۶	Mean	۹۹/۹۹۰۰	۹۹/۹۸۷۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۸۷۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۸
		STD	۰/۰۰۹۹	۰/۰۱۳۲	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۲۱	۰/۰۱۳۲	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۱
	۹۹	Mean	۹۹/۹۸۸۸	۹۹/۹۸۷۵	۹۹/۹۹۰۰	۹۹/۹۹۰۰	۹۹/۹۸۷۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۸
		STD	۰/۰۱۶۱	۰/۰۱۷۷	۰/۰۲۱۱	۰/۰۲۱۱	۰/۰۱۷۷	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۳
SVM	۶۶	Mean	۹۹/۹۸۷۵	۹۹/۹۹۲۵	۹۹/۹۸۲۵	۹۹/۹۸۲۵	۹۹/۹۹۲۵	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹	۰/۹۹۹۸
		STD	۰/۰۱۴۴	۰/۰۱۶۹	۰/۰۲۰۶	۰/۰۲۰۶	۰/۰۱۶۹	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۲

جدول ۵) نتایج دسته بندی چرخ دنده ساییده و شکسته شده

طبقه‌بند	سرعت RPM	Mean	ACC %	TPR %	TNR %	PPV %	NPV %	Gmean	F1	MCC
		Mean								
LDA	۶۶	Mean	۹۸/۱۲۵۰	۹۸/۴۹۰۰	۹۷/۷۶۰۰	۹۷/۷۷۶۷	۹۸/۴۷۹۳	۰/۹۸۱۲	۰/۹۸۱۲	۰/۹۶۲۵
		STD	۰/۱۸۶۱	۰/۲۴۳۰	۰/۲۴۷۰	۰/۲۴۰۵	۰/۲۴۱۶	۰/۰۰۱۹	۰/۰۰۱۹	۰/۰۰۳۷
	۹۹	Mean	۹۶/۳۰۸۸	۹۶/۳۷۵۰	۹۶/۲۴۲۵	۹۶/۲۴۹۵	۹۶/۳۷۱۳	۰/۳۱۹۶	۰/۳۱۹۶	۰/۹۶۲۶
		STD	۰/۲۲۳۱	۰/۳۰۷۳	۰/۴۴۱۰	۰/۴۱۹۰	۰/۲۹۱۱	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۲۲	۰/۰۰۴۵
KNN	۶۶	Mean	۹۸/۴۸۶۳	۹۸/۶۱۲۵	۹۸/۳۶۰۰	۹۸/۳۶۴۴	۹۸/۶۰۹۱	۰/۹۸۴۹	۰/۹۸۴۹	۰/۹۶۹۷
		STD	۰/۱۴۲۹	۰/۱۳۴۵	۰/۲۰۹۹	۰/۲۰۶۸	۰/۱۳۴۰	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۲۹
	۹۹	Mean	۹۹/۹۱۵۰	۹۹/۹۱۷۵	۹۹/۹۱۲۵	۹۹/۹۱۲۵	۹۹/۹۱۷۵	۰/۹۹۹۱	۰/۹۹۹۱	۰/۹۹۸۳
		STD	۰/۰۳۵۷	۰/۰۵۰۱	۰/۰۴۷۵	۰/۰۴۷۵	۰/۰۵۰۰	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۷
DT	۶۶	Mean	۹۸/۹۴۱۳	۹۸/۹۴۷۵	۹۸/۹۳۵۰	۹۸/۹۳۵۳	۹۸/۹۴۷۴	۰/۹۸۹۴	۰/۹۸۹۴	۰/۹۷۸۸
		STD	۰/۱۳۹۸	۰/۱۳۵۶	۰/۱۷۴۹	۰/۱۷۳۸	۰/۱۳۵۳	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۲۸
	۹۹	Mean	۹۹/۹۷۷۵	۹۹/۹۷۵۰	۹۹/۹۸۰۰	۹۹/۹۸۰۰	۹۹/۹۷۵۰	۰/۹۹۹۸	۰/۹۹۹۸	۰/۹۹۹۶
		STD	۰/۰۱۵۴	۰/۰۲۰۴	۰/۰۲۵۸	۰/۰۲۵۸	۰/۰۲۰۴	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۳
SVM	۶۶	Mean	۹۹/۰۹۳۷	۹۹/۳۳۵۰	۹۸/۸۵۲۵	۹۸/۸۵۸۴	۹۹/۳۳۱۷	۰/۹۹۰۹	۰/۹۹۰۹	۰/۹۸۱۹
		STD	۰/۱۷۴۸	۰/۱۲۵۴	۰/۲۶۰۵	۰/۲۵۷۵	۰/۱۲۶۰	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۳۵
	۹۹	Mean	۹۹/۹۱۲۵	۹۹/۹۹۰۰	۹۹/۸۳۵۰	۹۹/۸۳۵۳	۹۹/۹۹۰۰	۰/۹۹۹۱	۰/۹۹۹۱	۰/۹۹۸۳
		STD	۰/۰۲۶۴	۰/۰۱۲۹	۰/۰۵۰۳	۰/۰۵۰۱	۰/۰۱۲۹	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۵

روش پیشنهادی به خوبی توانسته است با دقت بالایی، دسته‌بندی را انجام دهد و چرخ‌دنده‌های سالم را از چرخ‌دنده‌های معیوب شناسایی کند. با توجه به اینکه چرخ‌دنده با دندان‌های شکسته شده خطای متفاوتی در مقایسه با چرخ‌دنده با دندان‌های ساییده شده ایجاد می‌کند نیز نتایج نشان داده است که با استفاده از اطلاعات حوزه زمان - فرکانس و روش تبدیل بسته موجک به خوبی این دو نوع خطا از یکدیگر تفکیک شده‌اند. به منظور ارزیابی عملکرد طبقه‌بندکننده‌ها از ۸ معیار ACC، TPR، TNR، PPV، NPV، G-mean، F1 و MCC استفاده شده که تمام این معیارها به خوبی توانسته‌اند در هر سه حالت در نظر گرفته شده با درصد بالایی صحت نتایج طبقه‌بندی را نشان دهند. به عنوان مثال، کمترین دقت مشاهده شده در طبقه بند LDA در سرعت دورانی ۹۹ دور بر دقیقه با معیارهای TNR و TPR رخ داده است که این میزان دقت با انحراف از معیار کمتر از ۰/۵، بالاتر از ۹۶٪ است، که از کم بودن این خطا می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی می‌تواند یک جایگزین مناسب، امیدوار کننده و کارآمد برای تشخیص سریع‌تر و ارزان‌تر عیب‌های چرخ‌دنده‌های پلیمری باشد.

تاییدیه اخلاقی: این مقاله تاکنون در نشریه دیگری به چاپ نرسیده و همچنین برای بررسی یا چاپ به نشریه دیگری نیز ارسال نشده است.

خواهد داشت. برای این منظور پیش‌بینی می‌شود که در کاربرد عملیاتی این روش لازم است که یک نمونه کامل از دستگاه مد نظر که چرخ‌دنده‌ها در آن به کار رفته باشد را الگو برداری نموده و سیگنال‌های صدا را برای نمونه سالم که قطعاً شامل فرکانس‌های مختلف صوتی می‌باشد ثبت کرد. هر چقدر تعداد نمونه‌های سالم و معیوب بیشتری مورد استفاده قرار گیرد، می‌توان به بانک داده بزرگ‌تری دسترسی داشت که نهایتاً دقت عملکرد آسیب‌شناسی را افزایش خواهد داد.

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک روش تشخیص خطا مبتنی بر سیگنال صوت برای تشخیص خطای ناشی از ساییده شدن و یا شکسته شدن چرخ‌دنده پلیمری پیشنهاد شده است. بدین منظور پس از اکتساب سیگنال صوت در سه وضعیت چرخ‌دنده‌های سالم، چرخ‌دنده با دندان‌های ساییده شده و چرخ‌دنده با دندان‌های شکسته، از الگوریتم تبدیل بسته موجک استفاده شده است تا اطلاعات سیگنال در حوزه زمان - فرکانس محاسبه شود.

به منظور بررسی اطلاعات در این حوزه از ۱۲ ویژگی آماری استفاده شده تا اطلاعات استخراج شود و در نهایت با استفاده از چهار طبقه‌بند LDA، KNN، DT و SVM میزان دقت تفکیک دو به دو حالت‌های مدنظر بررسی شده است. نتایج نشان داده است که

EMD based statistical parameter analysis. Measurement. 2014 Dec 1;58:154-64.

13- Karabacak YE, Özmen NG. Common spatial pattern-based feature extraction and worm gear fault detection through vibration and acoustic measurements. Measurement. 2022 Jan 1;187:110366.

14- Caso Fernández E, Fernández del Rincón A, García Fernández P, Díez Ibarbia A, Sánchez Espiga J. An experimental study of acoustic emissions from active surface degradation in planetary gears.

15- Zhang D, Stewart E, Entezami M, Roberts C, Yu D. Intelligent acoustic-based fault diagnosis of roller bearings using a deep graph convolutional network. Measurement. 2020 May 1;156:107585.

16- Kuai M, Cheng G, Pang Y, Li Y. Research of planetary gear fault diagnosis based on permutation entropy of CEEMDAN and ANFIS. Sensors. 2018 Mar 5;18(3):782.

17- Jena DP, Panigrahi SN. Automatic gear and bearing fault localization using vibration and acoustic signals. Applied Acoustics. 2015 Nov 1;98:20-33.

18- Xiao M, Zhang W, Zhao Y, Xu X, Zhou S. Fault diagnosis of gearbox based on wavelet packet transform and CLSPSO-BP. Multimedia Tools and Applications. 2022 Mar;81(8):11519-35.

19- He F, Ye Q. A bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and convolutional neural network optimized by simulated annealing algorithm. Sensors. 2022 Feb 12;22(4):1410.

20- Meserkhani A, Jafari SM, Rahi A. Experimental comparison of acoustic emission sensors in the detection of outer race defect of angular contact ball bearings by artificial neural network. Measurement. 2021 Jan 15;168:108198.

21- Garcia Marquez FP, Gómez Muñoz CQ. A new approach for fault detection, location and diagnosis by ultrasonic testing. Energies. 2020 Mar 5;13(5):1192.

22- Liu X, Pei D, Lodewijks G, Zhao Z, Mei J. Acoustic signal based fault detection on belt conveyor idlers using machine learning. Advanced Powder Technology. 2020 Jul 1;31(7):2689-98.

23- Liu L, Chen L, Wang Z, Liu D. Early fault detection of planetary gearbox based on acoustic emission and improved variational mode decomposition. IEEE Sensors Journal. 2020 Aug 12;21(2):1735-45.

24- Kumar A, Parey A, Kankar PK. Supervised machine learning based approach for early fault detection in polymer gears using vibration signals. MAPAN. 2023 Jun;38(2):383-94.

25- Kumar A, Parey A, Kankar PK. Polymer gear fault classification using EMD-DWT analysis based on combination of entropy and Hjorth features. Indian Journal of Pure & Applied Physics (IJPAP). 2022 Nov 4;60(4):339-46.

26- Kumar A, Parey A, Kankar PK. Vibration based fault detection of polymer gear. Materials Today: Proceedings. 2021 Jan 1;44:2116-20.

27- Kumar A, Parey A, Kankar PK. A new hybrid LSTM-GRU model for fault diagnosis of polymer gears using vibration signals. Journal of Vibration Engineering & Technologies. 2024 Feb;12(2):2729-41.

28- Agrawal S, Giri VK, Tiwari AN. Induction motor bearing fault classification using WPT, PCA and DSVM.

تعارض منافع: مقاله حاضر هیچگونه تعارض منافعی با سازمان‌ها و اشخاص دیگر ندارد.

منابع مالی: پژوهش حاضر در قالب طرح پژوهشی درون دانشگاهی شماره ۱۴۰۱/۵/۴۱۸۰ با عنوان "عیب‌یابی پیشرفته چرخ‌دنده‌های پلیمری POM با استفاده از روش صوتی و پردازش سیگنال" و با حمایت مالی حوزه معاونت پژوهش و فناوری دانشگاه آزاد اسلامی واحد شیراز انجام شده است. همچنین نگارندگان از حمایت‌های مالی قبلی واحد پژوهش شرکت گاز استان فارس از ساخت نمونه اولیه دستگاه تست چرخ‌دنده قدردانی می‌نمایند.

منابع

- 1- Park YJ, Fan SK, Hsu CY. A review on fault detection and process diagnostics in industrial processes. Processes. 2020 Sep 9;8(9):1123.
- 2- Azarshab A, Shahbazian M. Fault detection in nonlinear dynamical systems using multi-sensor data fusion based on Hybrid Extended Information Filter. Modares Mechanical Engineering. 2017 Mar 10;17(2):413-9.
- 3- Bhuiyan MR, Uddin J. Deep transfer learning models for industrial fault diagnosis using vibration and acoustic sensors data: A review. Vibration. 2023 Feb 17;6(1):218-38.
- 4- Mathew SK, Zhang Y. Acoustic-based engine fault diagnosis using WPT, PCA and Bayesian optimization. Applied Sciences. 2020 Oct 1;10(19):6890.
- 5- Glowacz A. Acoustic fault analysis of three commutator motors. Mechanical Systems and Signal Processing. 2019 Nov 1;133:106226.
- 6- Maraaba LS, Memon AM, Abido MA, AlHems LM. An efficient acoustic-based diagnosis of inter-turn fault in interior mount LSPMSM. Applied Acoustics. 2021 Feb 1;173:107661.
- 7- Hou J, Sun H, Xu A, Gong Y, Ning D. Fault diagnosis of synchronous hydraulic motor based on acoustic signals. Advances in Mechanical Engineering. 2020 Apr;12(4):1687814020916107.
- 8- Xie Y, Xiao Y, Liu X, Liu G, Jiang W, Qin J. Time-frequency distribution map-based convolutional neural network (CNN) model for underwater pipeline leakage detection using acoustic signals. Sensors. 2020 Sep 4;20(18):5040.
- 9- Yu L, Yao X, Yang J, Li C. Gear fault diagnosis through vibration and acoustic signal combination based on convolutional neural network. Information. 2020 May 14;11(5):266.
- 10- Al Bugharbee HR, Al-Bundukee AS, Hamdoon FO. A new audio signalbased methodology for fault detection in gears. J Mech Eng Res Dev. 2020;43:12-21.
- 11- Tang X, Xu Y, Sun X, Liu Y, Jia Y, Gu F, Ball AD. Intelligent fault diagnosis of helical gearboxes with compressive sensing based non-contact measurements. ISA transactions. 2023 Feb 1;133:559-74.
- 12- Amarnath M, Krishna IP. Local fault detection in helical gears via vibration and acoustic signals using

- Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. 2018 Jan 1;35(5):5147-58.
- 29- Erdovan M. Design and manufacture of diaphragm gas meter gear test device. Master's thesis, Shiraz Islamic Azad University, 2017.)In Persian(
- 30- Khoshkar F. Laboratory investigation of the effect of adding nanoparticles to polyoxymethylene on the operational properties of diaphragm gas meter gears. Master's thesis, Shiraz Islamic Azad University, 2017.)In Persian(
- 31- Wu JD, Liu CH. An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network. Expert systems with applications. 2009 Apr 1;36(3):4278-86.
- 32- Graps A. An introduction to wavelets. IEEE computational science and engineering. 1995;2(2):50-61.
- 33- Guo T, Zhang T, Lim E, Lopez-Benitez M, Ma F, Yu L. A review of wavelet analysis and its applications: Challenges and opportunities. IEEe Access. 2022 Jun 1;10:58869-903.
- 34- Shi M, Cao Z, Liu Y, Liu F, Lu S, Li G. Feature extraction method of rolling bearing based on adaptive divergence matrix linear discriminant analysis. Measurement Science and Technology. 2021 Apr 30;32(7):075003.
- 35- Tian J, Morillo C, Azarian MH, Pecht M. Motor bearing fault detection using spectral kurtosis-based feature extraction coupled with K-nearest neighbor distance analysis. IEEE Transactions on Industrial Electronics. 2015 Dec 17;63(3):1793-803.
- 36- Sreenath PG, Praveen Kumare G, Pravin S, Vikram KN, Saimurugan M. Automobile gearbox fault diagnosis using Naive Bayes and decision tree algorithm. Applied mechanics and materials. 2015 Dec 27;813:943-8.
- 37- Li N, Zhou R, Hu Q, Liu X. Mechanical fault diagnosis based on redundant second generation wavelet packet transform, neighborhood rough set and support vector machine. Mechanical systems and signal processing. 2012 Apr 1;28:608-21.
- 38- Vaghefi M, Barforoushan A, Nejabat GR, Tavallali MS. A Machine Learning Approach for Polymer Classification Based on the Thermal Response under Data Scarcity— Tested on PMMA. Industrial & Engineering Chemistry Research. 2023 Jun 29;62(27):10711-20.