

Detection of Rolling Bearing Faults Using Vibration Signals and Radial Basis Function Neural Network



ARTICLE INFO

Authors

Helmi H.¹,
Forouzantabar A. ^{1*},
Azadi M.²

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

² Department of Mechanical Engineering
Marvdasht Branch, Islamic Azad
University Marvdasht, Fars, Iran.

* Correspondence

Address: Department of Electrical
Engineering Marvdasht Branch, Islamic
Azad University Marvdasht, Fars, Iran.
ahmad.foruzan@gmail.com

How to cite this article

Helmi H, Forouzantabar A, Azadi M.
Detection of Rolling Bearing Faults
Using Vibration Signals and Radial
Basis Function Neural Network.
*Proceedings of the 6th National
Conference on Mechanical-Civil
Engineering and Advanced Technologies.*
2024; 24(11):103-107.

ABSTRACT

Faults in rolling bearings are one of the main reasons for the failure of rotating machinery. faults detection rolling bearing has played an essential role in the reliable performance of production units. In addition, condition monitoring of machinery using vibration analysis is one of the most powerful tools in measuring the health of mechanical systems. This research proposes an intelligent system for detecting defects in rolling bearings based on vibration analysis. In the intelligent faults detection system, the extracted features of the vibration signals in the time domain and the radial basis function neural network are used. The train and test datasets are presented to the radial basis function neural network intelligent system. The results of neural network learning show the very successful performance of the intelligent fault diagnosis system in detecting the health state and triple fault states of rolling bearings.

Keywords Fault Diagnosis, Rolling Bearing, Vibration Analysis, Radial Basis Function Neural Network, Feature Extraction.

ماهانامه علمی مهندسی مکانیک مدرس، ویژه‌نامه مجموعه مقالات ششمین کنفرانس ملی مهندسی مکانیک، عمران و فناوری‌های پیشرفته



شناسایی عیوب یاتاقان غلتشی با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی



چکیده

عیوب یاتاقان‌های غلتشی یکی از دلایل اصلی خرابی ماشین‌آلات دوار است. شناسایی عیوب یاتاقان غلتشی نقش اساسی در اطمینان عملکرد واحدهای تولیدی داشته است. علاوه بر این، پایش وضعیت ماشین‌آلات با استفاده از آنالیز ارتعاشات یکی از قدرتمندترین ابزارها در سلامت‌سنجی سامانه‌های مکانیکی است. این تحقیق یک سیستم هوشمند تشخیص عیوب یاتاقان‌های غلتشی مبتنی بر آنالیز ارتعاشات پیشنهاد می‌کند. در سیستم هوشمند عیب‌یابی از ویژگی‌های استخراج شده سیگنال‌های ارتعاشی در حوزه زمان و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی استفاده شده است. مجموعه داده‌های آموزش و آزمون به سیستم هوشمند شبکه عصبی تابع پایه شعاعی ارائه می‌شود. نتایج یادگیری شبکه عصبی، عملکرد بسیار موفق سیستم هوشمند عیب‌یابی در تشخیص حالت‌های سلامت و عیوب سه‌گانه یاتاقان غلتشی را نشان می‌دهد.

مشخصات مقاله

نویسندگان

حامد حلمی^۱
احمد فروزان تبار^{۱*}
محمد آزادی^۲

^۱ گروه مهندسی برق، واحد مرودشت،
دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران.
^۲ گروه مهندسی مکانیک، واحد
مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی،
مرودشت، ایران.

* نویسنده مسئول

آدرس: گروه مهندسی برق، واحد
مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی،
مرودشت، ایران.
ahmad.foruzan@gmail.com

کلیدواژه‌ها تشخیص عیب، یاتاقان غلتشی، آنالیز ارتعاشات، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، استخراج ویژگی.

۱- مقدمه

یاتاقان‌های غلتشی یا بلبرینگ‌ها یکی از بخش‌های مهم و کلیدی ماشین‌های دوار هستند. هدف اصلی یاتاقان‌ها کاهش اصطکاک و سایش بین قطعات متحرکی است که با یاتاقان در تماس هستند. پایش وضعیت وضعیت یاتاقان غلتشی با روش‌های مختلف مانند آنالیز ارتعاش، آنالیز صدا، ترموگرافی، آنالیز روغن و آنالیز عملکرد انجام می‌شود. وجود هر نوع عیب در ماشین‌دوار پارامترهای ارتعاشی آن را تغییر می‌دهد و الگویی از مشخصات عیب در سیگنال اندازه‌گیری شده ایجاد می‌شود که به آن مشخصه عیب می‌گویند [1-2].

با این حال، تشخیص دقیق عیب به دلیل غیرخطی و غیرثابت بودن سیگنال‌های ارتعاشی چالش‌برانگیز است. بررسی مقالات نشان می‌دهد که استفاده از پردازش سیگنال ارتعاشی برای تشخیص عیوب یاتاقان‌های غلتشی مورد توجه بسیاری از محققین بوده است بطوریکه از روش‌های مختلف آنالیز ارتعاشات جهت عیب‌یابی اجزاء ماشین‌آلات دوار استفاده شده است [3-8]. اخیراً استفاده از شبکه‌های عصبی هوشمند مانند شبکه‌های نروفازی، شبکه‌های یادگیری عمیق برای بهبود پردازش سیگنال ارتعاشی مورد توجه قرار گرفته است [9-17].

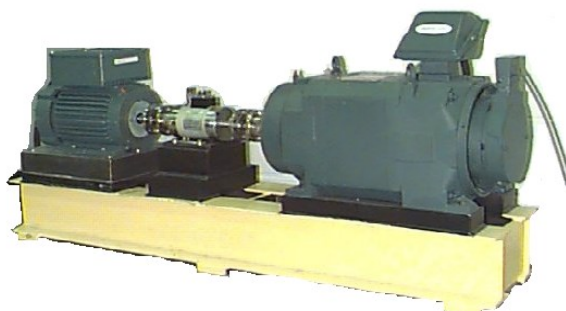
در این مقاله ابتدا مجموعه آزمایشگاهی مورد مطالعه معرفی شده، سپس سیگنال‌های ارتعاش یاتاقان‌های غلتشی در نرم افزار متلب پیاده‌سازی شده، طبقه‌بندی و برچسب‌گذاری داده‌ها انجام می‌شود. سپس مشخصات آماری سیگنال ارتعاش در حوزه زمان استخراج می‌شود. بردارهای ویژگی استخراج شده در قالب یک ماتریس و در دو مجموعه داده آموزش و آزمون به شبکه عصبی تابع پایه شعاعی اعمال می‌شوند سپس نتایج شبکه هوشمند برای تشخیص خطا یاتاقان غلتشی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد.

۲- داده‌های ارتعاشی الکتروموتور مجموعه آزمایشگاهی

انتخاب داده‌های مناسب برای آموزش شبکه عصبی یکی از مهمترین مراحل طراحی شبکه برای حل یک مشکل است. این داده‌ها باید به گونه‌ای انتخاب شوند که تمام حالت‌های ممکن را در یک سیستم شامل شود. داده‌های ارتعاش مورد استفاده در این تحقیق از مجموعه داده‌های ارتعاش آزمایشگاه بلبرینگ دانشگاه کیس وسترن رزرو استفاده شده است. داده‌های این مجموعه آزمایشگاهی مرجع معتبری بوده و توسط مجامع علمی و پژوهشی برای ارزیابی، اعتبارسنجی، بهبود و توسعه روش‌ها، فناوری‌ها و نظریه‌های جدید استفاده می‌شود. در شکل ۱، نظارت بر وضعیت و عملکرد بلبرینگ‌های سیستم الکترومکانیکی شامل یک موتور الکتریکی سه فاز با قدرت ۲ اسب بخار نمایش داده شده است. یک سنسور گشتاور بار موتور اعمالی توسط دینامومتر را اندازه‌گیری می‌کند. همچنین یک رمزگذار سرعت چرخش محور

موتور را اندازه‌گیری می‌کند. بلبرینگ‌هایی که مورد آزمایش قرار گرفتند از نوع SKF-6205 و نگهدارنده محور موتور هستند. با ماشینکاری تخلیه الکتریکی، عیوب با قطر ۰/۰۰۷ اینچ بر روی بلبرینگ‌های تحت آزمایش ایجاد شده است. حالت‌های مختلف در نظر گرفته شده این سیستم عبارتند از: حالت سالم (بدون عیب)، حالت عیب در حلقه داخلی، حالت عیب در حلقه بیرونی (موقعیت ساعت ۶) و حالت عیب در ساچمه به طور مجزاء است. سنسور ارتعاش مورد استفاده یک شتاب سنج است که توسط یک پایه مغناطیسی به بلبرینگ متصل می‌شود. بلبرینگ‌ها به صورت جداگانه روی موتور الکتریکی مورد آزمایش نصب شده‌اند.

نمونه‌برداری از داده‌های ارتعاش برای بارهای ۰، ۱، ۲ و ۳ اسب بخار (با سرعت محور موتور ۱۷۳۰، ۱۷۵۰، ۱۷۷۲ و ۱۷۹۷ دور در دقیقه) توسط کارت جمع‌آوری اطلاعات ۱۶ کانالی با سرعت ۴۸۰۰۰ نمونه در ثانیه انجام و سپس داده‌های ارتعاشی جمع‌آوری شده وارد نرم افزار متلب می‌شود.



شکل ۱) الکتروموتور آزمایشگاه دانشگاه کیس وسترن

جدول ۱) ویژگی‌های حوزه زمانی

$T_1 = \frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$	$T_9 = \frac{T_5}{T_3}$
$T_2 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^2}{N - 1}}$	$T_{10} = \frac{T_4}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) }$
$T_3 = \left(\frac{\sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) }}{N} \right)^2$	$T_{11} = \frac{T_5}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) }$
$T_4 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$	$T_{12} = \frac{\sum_{n=1}^N x(n) }{N}$
$T_5 = \max x(n) $	$T_{13} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^2}{N - 1}}$
$T_6 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^3}{(N - 1)T_2^3}$	$T_{14} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^3}{(N - 1)T_2^3}$
$T_7 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^4}{(N - 1)T_2^4}$	$T_{15} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^4}{(N - 1)T_2^4}$
$T_8 = \frac{T_5}{T_4}$	

کلاس	وضعیت	داده‌های آموزش	داده‌های آزمون
۱	سالم	۱۵۲	۴۸
۲	حلقه خارجی معیوب	۱۵۲	۴۸
۳	حلقه داخلی معیوب	۱۵۲	۴۸
۴	ساجمه معیوب	۱۵۲	۴۸

عملکرد شبکه‌های عصبی کاملاً متأثر از پارامترهای شبکه می‌باشد. با تنظیم مناسب پارامترهای شبکه‌های هوشمند می‌توانیم عملکرد و دقت شبکه را در هر بار اجرا افزایش دهیم تا شبکه به نتایج پایدار همگرایی برسد. یک الگوریتم یادگیری ماشین زمانی همگرا می‌شود (یاد می‌گیرد) که با ادامه تکرارها خروجی به یک مقدار خاص نزدیک و نزدیک‌تر می‌شود و در طول آموزش به حالتی برسد که در آن محدوده خطای حول مقدار نهایی قرار می‌گیرد.

تعیین اینکه آیا یک شبکه عصبی همگرا شده است معمولاً شامل نظارت بر معیارهای مختلف در طول فرآیند آموزش آن است. یک شاخص کلیدی تابع خطا است که تفاوت بین خروجی‌های پیش‌بینی شده و واقعی را کمیت می‌کند. هنگامی که شبکه همگرا می‌شود، تابع خطا به حداقل پایداری می‌رسد، که نشان می‌دهد آموزش بیشتر، عملکرد را به طور قابل توجهی بهبود نمی‌بخشد. همگرایی شبکه در شرایطی ایجاد می‌شود که در تکرار اجرای شبکه نمودار خطای عملکرد شبکه به شکل هموار درآید یا به عبارتی شیب نمودار به سمت صفر میل کند. برای رسیدن به پارامترهای بهینه، تاثیر دو پارامتر اندازه سطح گسترش (spread) و تعداد نرون‌های شبکه عصبی جداگانه بر روی میزان کارایی شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفت. کارایی شبکه عصبی به صورت تعداد تشخیص‌های صحیح شبکه تابع پایه شعاعی به تعداد کل تشخیص‌های صحیح و ناصحیح شبکه عصبی تعریف شد.

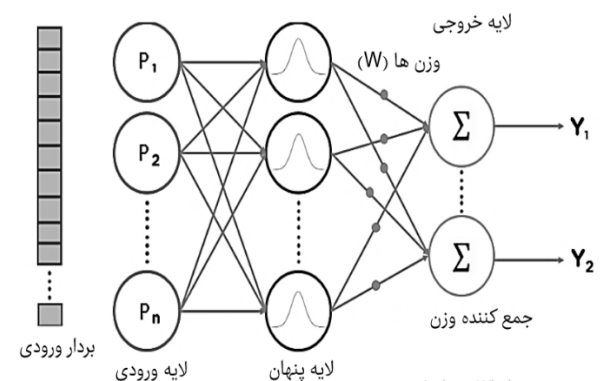
همانطور که شکل ۳، مشاهده می‌شود الگوی تغییرات به ازای سطح‌های گسترش مختلف تقریباً یکسان می‌باشد. در محدوده پارامترهای مورد بررسی، روند کلی تغییرات بازدهی شبکه عصبی به صورتی است که با افزایش تعداد نرون و افزایش سطح گسترش، کارایی افزایش می‌یابد. همچنین همگرایی شبکه در محدود سطح گسترش ۲۵۰ تا ۳۵۰ و تعداد نرون بیشتر از ۳۰۰ کاملاً محسوس است. بنابراین جهت کاهش هزینه محاسبات تنظیمات شبکه عصبی تابع پایه شعاعی را با تعداد ۳۰۰ نرون و سطح گسترش ۳۰۰ در نظر می‌گیریم و با استفاده از داده‌های آموزش که شامل بردارهای ویژگی حالت‌های چهارگانه بلبرینگ می‌باشد یادگیری شبکه عصبی تابع پایه شعاعی انجام می‌شود.

۳- استخراج ویژگی در حوزه زمان

در این تحقیق به منظور شناسایی عیوب بلبرینگ، ۱۵ ویژگی در حوزه زمانی را از سیگنال‌های ارتعاشی استخراج می‌کنیم. به طوریکه تمام ویژگی‌ها برای همه ورودی‌ها یا برای تمام سیگنال‌های اندازه‌گیری شده با طول ۴۰۹۶ نقطه داده استخراج می‌شود. در جدول ۱، معادلات مربوط به استخراج ویژگی‌های زمانی سیگنال برحسب دامنه سیگنال ارتعاشی $x(n)$ با n نقطه داده سیگنال ارتعاشی ارائه شده است.

۴- شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی به عنوان یکی از پرکاربردترین و قدرتمندترین شبکه‌های عصبی برای مسائل دسته‌بندی و پیش‌بینی در زمینه تشخیص الگو و یادگیری ماشین مطرح هستند. شبکه عصبی تابع پایه شعاعی از سه لایه ثابت تشکیل شده است. لایه ورودی که محل تزریق سیگنال‌های ورودی به شبکه است؛ لایه میانی یا طبقه پایه شعاعی که شامل توابع پایه شعاعی می‌شود و لایه خروجی که ترکیبی خطی از همه خروجی‌های طبقه پایه شعاعی است. در بیشتر موارد، از توابع گوسی در لایه پایه شعاعی استفاده می‌شود که این توابع با دو پارامتر مرکز گوسی و واریانس یا میزان گستردگی گوسی شناسایی می‌شوند. ساختار یک شبکه عصبی تابع پایه شعاعی در شکل ۲، مشاهده می‌شود.



شکل ۲) ساختار شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

۵- پیاده‌سازی شبکه هوشمند تشخیص عیوب یاتاقان غلتشی

طبق جدول ۲، ۶۰۸ سیگنال مربوط به مجموعه داده آموزش و ۱۹۲ سیگنال مربوط به مجموعه داده آزمون است. تعداد داده‌های آموزشی بر اساس بهترین عملکرد شبکه در طول آموزش انتخاب شده‌اند. دو ماتریس ویژگی با اندازه‌های ۱۵×۱۹۲ و ۱۵×۶۰۸ برای مجموعه داده آموزش و مجموعه داده آزمون به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. در این مطالعه ۱۵ ویژگی زمانی برای تشخیص عیب بلبرینگ استخراج می‌شود.

جدول ۲) مجموعه داده‌های آموزش و آزمون سیگنال‌های ارتعاشی

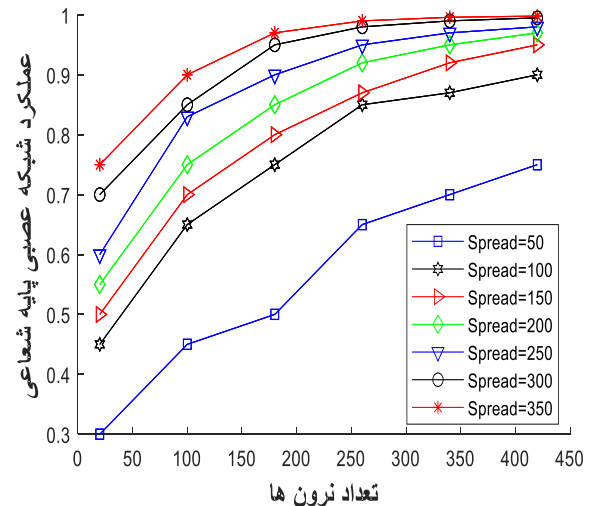
در تجزیه و تحلیل آماری طبقه‌بندی، امتیاز F معیاری برای سنجش دقت آزمون است. برای محاسبه امتیاز F، هم دقت و هم فراخوانی در نظر گرفته می‌شود بطوریکه دقت تعداد نتایج مثبت صحیح تقسیم بر تعداد همه نتایج مثبت طبقه‌بندی و فراخوانی تعداد نتایج مثبت صحیح تقسیم بر تعداد تمام نمونه‌ها است. در جدول ۵، معیارهای دقت، فراخوانی و امتیاز F برای ماتریس اغتشاشات شبکه عصبی تابع پایه شعاعی تحت داده‌های آزمون محاسبه شده است.

۶- نتیجه و جمع بندی

در این مطالعه، روشی هوشمند برای تشخیص عیب یاتاقان غلتشی ماشین‌آلات دوار با استفاده از استخراج ویژگی حوزه زمان بر اساس شبکه عصبی تابع پایه شعاعی پیشنهاد شده است. اطلاعات به دست آمده از سیگنال‌های ارتعاشی دسته‌بندی می‌شوند. ۱۵ ویژگی آماری حوزه زمانی سیگنال‌های ارتعاشی استخراج می‌شوند. از بردارهای ویژگی، یک ماتریس داده ایجاد می‌شود. شبکه عصبی تابع پایه شعاعی با استفاده از اندازه سطح گسترش و تعداد نرون‌ها و الگوریتم گرادینان نزولی مقادیر وزن‌ها پیکربندی شده است. ابتدا مجموعه داده‌های آموزش برای یادگیری شبکه اعمال می‌شود، سپس با داده‌های آزمون سیستم تشخیص هوشمند عیوب یاتاقان غلتشی ارزیابی می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که عملکرد شبکه عصبی تابع پایه شعاعی قابل قبول است. اگرچه در بخش داده‌های آموزش شبکه در تشخیص سلامت بلبرینگ، عملکرد کاهشی دارد. اما در قسمت داده‌های آزمون راندمان شبکه عصبی تابع پایه شعاعی ۱۰۰ درصد است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی امکان تشخیص عیوب در بلبرینگ‌ها و شناسایی همزمان شدت و انواع عیوب را با دقت بالا فراهم می‌کند.

جدول ۵) نتایج شبکه هوشمند عصبی تابع پایه شعاعی در تشخیص عیوب بلبرینگ

شاخص	کلاس				امتیاز میانگین
	۱	۲	۳	۴	
مثبت حقیقی	۴۸	۴۸	۴۸	۴۸	-
منفی حقیقی	۱۴۴	۱۴۴	۱۴۴	۱۴۴	-
مثبت کاذب	۰	۰	۰	۰	-
منفی کاذب	۰	۰	۰	۰	-
دقت	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
فراخوانی	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
امتیاز F	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰



شکل ۳) تغییرات بازده شبکه عصبی تابع پایه شعاعی در داده‌های آموزش، بر حسب اندازه سطح گسترش و تعداد نرون‌ها

در جدول‌های ۳ و ۴ به ترتیب، ماتریس‌های اغتشاشات داده‌های آموزش و داده‌های آزمون برای مقایسه داده‌های خروجی و داده‌های هدف ارائه شده‌اند. عملکرد شبکه عصبی تابع پایه شعاعی نسبت تعداد تشخیص‌های طبقه‌بندی شده صحیح بر تعداد کل تشخیص‌ها است. عملکرد شبکه عصبی تابع پایه شعاعی از مجموعه داده‌های آموزش و آزمون ۱۰۰ درصد است. بنابراین، روش پیشنهادی عملکرد خوبی را نشان می‌دهد. حالت سالم (برچسب ۱) به طور کامل شناسایی شده است. هیچ یک از حالت‌های خرابی، سالم تشخیص داده نشده‌اند. این موضوع در کاربردهای عملی بسیار حائز اهمیت است زیرا روش پیشنهادی سلامت بلبرینگ را ۱۰۰٪ تشخیص داده است که در تعمیر و نگهداری برنامه‌ریزی شده و تعویض قطعات نیز اهمیت دارد.

جدول ۳) ماتریس اغتشاشات داده‌های آموزش

خروجی کلاس	۱	۱۴۹	۰	۰	۰	٪۱۰۰
	۲	۳	۱۵۲	۰	۰	٪۹۸٫۱
	۳	۰	۰	۱۵۲	۲	٪۹۸٫۷
	۴	۰	۰	۰	۱۵۰	٪۱۰۰
امتیاز						٪۹۸
کلاس هدف						۱ ۲ ۳ ۴ امتیاز

جدول ۴) ماتریس اغتشاشات داده‌های آزمون

خروجی کلاس	۱	۴۸	۰	۰	۰	٪۱۰۰
	۲	۰	۴۸	۰	۰	٪۱۰۰
	۳	۰	۰	۴۸	۰	٪۱۰۰
	۴	۰	۰	۰	۴۸	٪۱۰۰
امتیاز						٪۱۰۰
کلاس هدف						۱ ۲ ۳ ۴ امتیاز

- 9- Mohiuddin M, Islam MS. Rolling element bearing faults detection and classification technique using vibration signals. *Engineering Proceedings*. 2022 Nov 1;27(1):53.
- 10- Souad SL, Azzedine B, Meradi S. Fault diagnosis of rolling element bearings using artificial neural network. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*. 2020 Oct 1;10(5):5288.
- 11- Kumbhar SG. An integrated approach of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and dimension theory for diagnosis of rolling element bearing. *Measurement*. 2020 Dec 15;166:108266.
- 12- Kumbhar SG, Desavale RG, Dharwadkar NV. Fault size diagnosis of rolling element bearing using artificial neural network and dimension theory. *Neural Computing and Applications*. 2021 Dec;33(23):16079-93.
- 13- Lin CJ, Jhang JY. Bearing fault diagnosis using a grad-CAM-based convolutional neuro-fuzzy network. *Mathematics*. 2021 Jun 26;9(13):1502.
- 14- Chao KC, Chou CB, Lee CH. Online domain adaptation for rolling bearings fault diagnosis with imbalanced cross-domain data. *Sensors*. 2022 Jun 16;22(12):4540.
- 15- Rajabi S, Azari MS, Santini S, Flammini F. Fault diagnosis in industrial rotating equipment based on permutation entropy, signal processing and multi-output neuro-fuzzy classifier. *Expert systems with applications*. 2022 Nov 15;206:117754.
- 16- El Idrissi A, Derouich A, Mahfoud S, El Ouanjli N, Chojaa H, Chantoufi A. Bearing faults diagnosis by current envelope analysis under direct torque control based on neural networks and fuzzy logic—a comparative study. *Electronics*. 2024 Aug 13;13(16):3195.
- 17- Ren Z, Guo J. On fault diagnosis using image-based deep learning networks based on vibration signals. *Multimedia Tools and Applications*. 2024 May;83(15):44555-80.

تأییدیه اخلاقی: محتویات علمی این مقاله حاصل پژوهش نویسندگان است و در هیچ نشریه ایرانی و غیر ایرانی منتشر نشده است.

تعارض منافع: در این مقاله هیچ تعارض منافعی برای اظهار وجود ندارد.

منابع مالی: حمایت مالی برای این مقاله وجود ندارد.

مراجع

- 1- Bloch HP, Geitner FK. Machinery component maintenance and repair. Elsevier, Gulf Professional Pub.; 2005.
- 2- Ali JB, Saidi L, Harrath S, Bechhoefer E, Benbouzid M. Online automatic diagnosis of wind turbine bearings progressive degradations under real experimental conditions based on unsupervised machine learning. *Applied Acoustics*. 2018 Mar 1;132:167-81.
- 3- McNerny SA, Dai Y. Basic vibration signal processing for bearing fault detection. *IEEE Transactions on education*. 2003 Feb 28;46(1):149-56.
- 4- Dolenc B, Boškoski P, Juričić Đ. Distributed bearing fault diagnosis based on vibration analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2016 Jan 1;66:521-32.
- 5- Zarei J, Tajeddini MA, Karimi HR. Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter. *Mechatronics*. 2014 Mar 1;24(2):151-7.
- 6- Khadersab A, Shivakumar S. Vibration analysis techniques for rotating machinery and its effect on bearing faults. *Procedia Manufacturing*. 2018 Jan 1;20:247-52.
- 7- Patidar S, Soni PK. An overview on vibration analysis techniques for the diagnosis of rolling element bearing faults. *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*. 2013 May;4(5):1804-9.
- 8- Ruiz-Sarrio JE, Antonino-Daviu JA, Martis C. Comprehensive diagnosis of localized rolling bearing faults during rotating machine start-up via vibration envelope analysis. *Electronics*. 2024 Jan 16;13(2):375.