Journal of Soft Computing and Information Technology (JSCIT)
Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran
Journal Homepage: jscit.nit.ac.ir
DOI: 10.22034/jscit.2025.501942.2099
Volume 14, Number 4, Winter 2026, pp. 1-9
Received: 01/25/2025, Revised: 09/28/2025, Accepted: 10/20/2025

Intelligent Faults Detection of Rolling Element Bearing Based on Neuro Fuzzy Network

Hamed Helmi[1*], Ahmad Forouzantabar[2] and Mohammad Azadi[3]
1*- Department of Electrical Engineering, Marv.C., Islamic Azad University, Fars, Iran.
2- Department of Electrical Engineering, Marv.C., Islamic Azad University, Fars, Iran.
3- Department of Mechanical Engineering, Marv.C., Islamic Azad University, Fars, Iran.
[1*]hamed.helmi@iau.ac.ir, [2]a.forouzantabar@miau.ac.ir, and [3]mazadi@miau.ac.ir

Corresponding author's address: Hamed Helmi, Department of Electrical Engineering, Marv.C., Islamic Azad University, Fars, Iran.

Abstract- The increasing demand for product quality, cost reduction, and heightened industrial competition necessitates the deployment of intelligent fault diagnosis systems. Rolling bearings, critical components in electric motors, significantly impact the reliable performance of production units. This study proposes a novel intelligent system for diagnosing rolling bearing faults based on vibration analysis. The system leverages 15 distinct time-domain statistical features extracted from vibration signals, which are then processed by a highly effective Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. Results show an impressive 99.2% accuracy on the training set and a perfect 100% accuracy on the test set. Crucially, the system achieved 100% identification of healthy bearing states, ensuring no faults are misclassified as healthy. Furthermore, the proposed method distinguishes fault detection into four distinct categories, providing precise and targeted diagnostic information. This high level of accuracy and discriminative power underscores the system's success and its significant potential for reliable fault diagnosis in electric motor rolling bearings, contributing to enhanced predictive maintenance and operational reliability.

Keywords- fault diagnosis, rolling bearing, vibration analysis, adaptive neural-fuzzy system, feature extraction.

مجله علمی رایانش نرم و فناوری اطلاعات
دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل
صفحه مجله: jscit.nit.ac.ir
شناسه دیجیتال: 10.22034/jscit.2025.501942.2099
جلد ۱۴، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۴، صفحه ۱-۹
دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۰۶، بازنگری: ۱۴۰۴/۰۷/۰۶، پذیرش: ۱۴۰۴/۰۷/۲۸

تشخیص هوشمند عیوب یاتاقان غلتشی بر اساس شبکه عصبی-فازی

حامد حلمی*[۱]، احمد فروزان تبار[۲]، محمد آزادی[۳]
*۱- گروه مهندسی برق، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران.
۲- گروه مهندسی برق، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران.
۳- گروه مهندسی مکانیک، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران.
[1]hamed.helmi@iau.ac.ir, [2*]a.forouzantabar@miau.ac.ir, [3]mazadi@miau.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: حامد حلمی، مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مرودشت، گروه مهندسی برق.

چکیده- افزایش تقاضا برای کیفیت محصول، کاهش هزینه و افزایش رقابت صنعتی، استقرار سیستم‌های تشخیص عیب هوشمند را ضروری می‌سازد. یاتاقان‌های غلتشی، اجزای حیاتی در موتورهای الکتریکی، به طور قابل توجهی بر عملکرد قابل اعتماد واحدهای تولیدی تأثیر می‌گذارند. این مطالعه یک سیستم هوشمند جدید برای تشخیص عیب یاتاقان‌های غلتشی بر اساس آنالیز ارتعاش پیشنهاد می‌کند. این سیستم از ۱۵ ویژگی آماری مجزا در حوزه زمان استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاش استفاده می‌کند سپس ویژگی‌ها توسط یک سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی بسیار مؤثر پردازش می‌شوند. نتایج، دقت چشمگیر ۹۹,۲٪ را در مجموعه آموزشی و دقت کامل ۱۰۰٪ را در مجموعه آزمایشی نشان می‌دهد. نکته مهم این است که سیستم به شناسایی ۱۰۰٪ حالت‌های سالم یاتاقان دست یافت و اطمینان حاصل کرد که هیچ عیبی به اشتباه به عنوان سالم طبقه‌بندی نشده است. علاوه بر این، روش پیشنهادی، تشخیص عیب را به چهار دسته مجزا تقسیم می‌کند و اطلاعات تشخیصی دقیق و هدفمندی را ارائه می‌دهد. این سطح بالای دقت و قدرت تمایز، موفقیت سیستم و پتانسیل قابل توجه آن را برای تشخیص قابل اعتماد عیوب در یاتاقان‌های غلتشی موتور الکتریکی برجسته می‌کند و به افزایش نگهداری پیش‌بینانه و قابلیت اطمینان عملیاتی کمک می‌کند.

واژه‌های کلیدی: تشخیص عیب، یاتاقان غلتشی، آنالیز ارتعاشات، سیستم عصبی- فازی تطبیقی، استخراج ویژگی.

۱- مقدمه

یاتاقان‌های غلتشی اجزای ضروری در طیف وسیعی از ماشین‌آلات دوار هستند که کاربردهایی از موتورهای صنعتی و توربین‌ها گرفته تا سیستم‌های خودرو را شامل می‌شوند. وظیفه اصلی آنها تسهیل چرخش روان، کاهش اصطکاک و مدیریت بارها است که در نتیجه عملکرد کارآمد و قابل اعتماد ماشین را تضمین می‌کند. با این حال، به دلیل قرار گرفتن مداوم در معرض بارهای دینامیکی، سرعت‌های متغیر و عوامل محیطی، یاتاقان‌ها به شدت مستعد خستگی و سایش هستند و همین امر آنها را به یکی از علل اصلی خرابی ماشین‌آلات و خرابی‌های فاجعه‌بار تبدیل می‌کند[۱].

در نتیجه، نظارت موثر بر وضعیت و تشخیص قابل اعتماد عیب یاتاقان‌های غلتشی برای اجرای استراتژی‌های تعمیر و نگهداری پیش‌بینانه، افزایش ایمنی عملیاتی و به حداقل رساندن ضررهای اقتصادی بسیار مهم است[۲].

وجود هرگونه ناهنجاری یا عیب در یک ماشین دوار، پاسخ دینامیکی آن را به طور قابل توجهی تغییر می‌دهد و منجر به تغییرات مشخصی در پارامترهای فیزیکی اندازه‌گیری شده مانند ارتعاش، انتشار آکوستیک، دما و خواص روان‌کننده می‌شود[۳]. در میان این موارد، تحلیل ارتعاش به دلیل ارتباط مستقیم آن با

یکپارچگی مکانیکی و علائم عیب متمایزی که ایجاد می‌کند، به عنوان پرکاربردترین و مؤثرترین تکنیک برای تشخیص عیب یاتاقان ظهور کرده است[۴]. با این حال، شناسایی دقیق انواع خاص عیب و شدت آنها از سیگنال‌های ارتعاش خام، چالش‌های قابل توجهی را ایجاد می‌کند. این سیگنال‌ها ذاتاً پیچیده هستند و اغلب ویژگی‌های غیرخطی، غیرایستا و نویزی را نشان می‌دهند، به خصوص در شرایط عملیاتی متغیر یا زمانی که چندین عیب همزمان وجود دارند[۵]. این پیچیدگی، پردازش سیگنال پیشرفته و تکنیک‌های طبقه‌بندی هوشمند را برای استخراج و تفسیر قابل اعتماد اطلاعات مربوط به عیب ضروری می‌سازد.

مروری بر مقالات اخیر، تمرکز زیادی را بر پردازش سیگنال ارتعاشی برای تشخیص عیب یاتاقان نشان می‌دهد. رویکردهای سنتی شامل تحلیل آماری، تحلیل طیفی و تحلیل زمان-فرکانس می‌باشند اگرچه این روش‌ها موفقیت قابل توجهی داشته‌اند، اما اثربخشی آنها می‌تواند هنگام مواجهه با مجموعه داده‌های پیچیده یا تظاهرات ظریف عیب محدود شود، که اغلب به دانش تخصصی قابل توجهی برای تنظیم و تفسیر پارامترها نیاز دارد[۶]-[۷].

اخیراً، ظهور هوش مصنوعی (AI) و یادگیری ماشین (ML) انقلابی در حوزه تشخیص عیب ایجاد کرده است و راه‌حل‌های مبتنی بر داده را ارائه می‌دهد که قادر به یادگیری روابط غیرخطی پیچیده مستقیماً از داده‌ها هستند. شبکه‌های عصبی (NN) به طور گسترده برای تشخیص و اندازه‌گیری عیب به کار گرفته شده‌اند و قابلیت‌های تشخیص الگوی قوی را نشان می‌دهند[۸]-[۹]. روش‌های پیشرفته‌ای مانند تطبیق دامنه[۱۰]، آنتروپی جایگشت[۱۱] و تکنیک‌های پیچیده تحلیل پوش [۱۲] استخراج ویژگی‌های متمایزکننده را بیشتر بهبود بخشیده‌اند. علاوه بر این، ادغام منطق فازی، یادگیری عمیق و سیستم‌های هوشمند ترکیبی توجه زیادی را به خود جلب کرده است. شبکه‌های یادگیری فازی[۱۳]-[۱۴] مزایایی در مدیریت عدم قطعیت و دقت دارند و قوانین قابل تفسیر توسط انسان ارائه می‌دهند، در حالی که معماری‌های یادگیری عمیق در استخراج خودکار ویژگی‌های سلسله مراتبی از داده‌های خام برتری دارند[۱۵].

با وجود این پیشرفت‌ها، چندین محدودیت در سیستم‌های تشخیص عیب هوشمند فعلی همچنان وجود دارد. بسیاری از مدل‌ها، به ویژه مدل‌های یادگیری عمیق، اغلب به عنوان جعبه‌های سیاه عمل می‌کنند و فاقد شفافیت در فرآیندهای تصمیم‌گیری خود هستند. دستیابی به قابلیت تعمیم بالا در انواع مختلف موتور، بارهای عملیاتی و سطوح مختلف نویز همچنان یک چالش مهم است. انتخاب ویژگی‌های قوی و متمایز نیز بسیار مهم است، زیرا عملکرد بسیاری از طبقه‌بندی‌کننده‌های هوشمند به شدت به کیفیت ویژگی‌های ورودی متکی است. علاوه بر این، مقایسه جامع روش‌های پیشنهادی با معیارهای پیشرفته و تحلیل عمیق نقاط ضعف آنها اغلب وجود ندارد.

این مطالعه یک سیستم جدید و بسیار مؤثر برای تشخیص عیب یاتاقان غلتشی معرفی می‌کند که با روش‌شناسی ساده اما قدرتمند خود متمایز است. برخلاف تحقیقات قبلی که اغلب به سیگنال‌های چند دامنه‌ای، بهینه‌سازی ویژگی‌های پیچیده یا استخراج خودکار ویژگی یادگیری عمیق متکی هستند، رویکرد ما به طور منحصر به فرد از سیگنال‌های ارتعاشی و مجموعه‌ای مختصر از ۱۵ ویژگی آماری حوزه زمان مهندسی شده بهره می‌برد. این ویژگی‌ها به یک سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی با پیکربندی خاص، با استفاده از خوشه‌بندی فازی، توابع تبدیل گاوسی و استنتاج سوگنو، که مستقیماً انواع و شدت عیب را طبقه‌بندی می‌کند، وارد می‌شوند. هدف، بهره‌گیری از نقاط قوت شبکه‌های عصبی (یادگیری تطبیقی) و منطق فازی (قابلیت تفسیر و مدیریت عدم قطعیت‌ها) برای دستیابی به دقت تشخیصی بالا برای انواع مختلف عیب یاتاقان است. هدف روش پیشنهادی، ارائه یک راه‌حل قابل اعتماد و بالقوه قابل تفسیرتر برای پایش وضعیت است. دستاوردهای کلیدی این کار عبارتند از:

۱. نشان دادن اثربخشی مجموعه‌ای هدفمند از ویژگی‌های آماری حوزه زمان برای طبقه‌بندی عیب یاتاقان.
۲. پیاده‌سازی و ارزیابی یک مدل عصبی فازی برای تشخیص عیب یاتاقان چند کلاسه.
۳. دستیابی به دقت طبقه‌بندی بالا در یک مجموعه داده شناخته‌شده.

ساختار مقاله به شرح زیر است: در بخش ۲ مجموعه آزمایشگاهی مورد مطالعه معرفی می‌شود، سپس سیگنال‌های ارتعاش یاتاقان‌های غلتشی در نرم افزار متلب پیاده‌سازی شده و طبقه‌بندی و برچسب‌گذاری داده‌ها تشریح می‌شود. در بخش ۳ به مشخصات آماری سیگنال ارتعاش در حوزه زمان و فرآیند استخراج ویژگی پرداخته می‌شود. در بخش ۴ معماری و مکانیسم یادگیری سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی و تنظیمات تجربی تشریح می‌شود. در بخش ۵ ارزیابی عملکرد سیستم بررسی می‌شود و مقایسه‌ها مورد بحث قرار می‌گیرد. در نهایت، در بخش ۶ نتیجه‌گیری ارائه و مسیر تحقیقات آینده را ترسیم می‌شود.

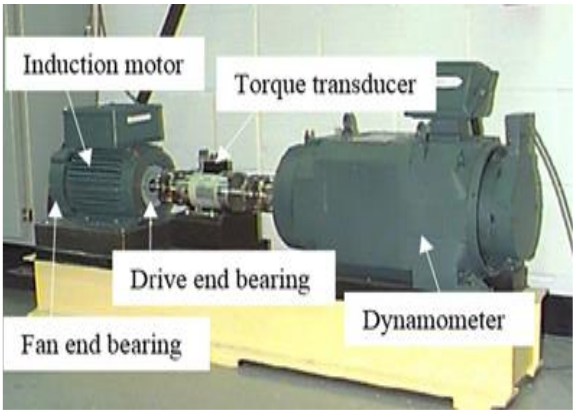
جدول ۱: ویژگی‌های حوزه زمانی.

ردیف	نام ویژگی	رابطه ریاضی ویژگی	تعریف
۱	میانگین	$T_1 = \frac{\sum_{n=1}^{N} x(n)}{N}$	گرایش مرکزی داده‌ها
۲	انحراف معیار	$T_2 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N}(x(n)-T_1)^2}{N-1}}$	پراکندگی داده‌ها حول میانگین
۳	مربعات میانگین جذر	$T_3 = \left(\frac{\sum_{n=1}^{N}\sqrt{\lvert x(n)\rvert}}{N}\right)^2$	معیار میانگین جذر دامنه‌های مطلق
۴	جذر میانگین مربعات	$T_4 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N}(x(n))^2}{N}}$	معیاری برای بزرگی یا توان کلی سیگنال
۵	بیشینه	$T_5 = max\lvert x(n)\rvert$	بالاترین مقدار دامنه مطلق موجود در مجموعه داده‌ها
۶	چولگی	$T_6 = \frac{\sum_{n=1}^{N}(x(n)-T_1)^3}{(N-1)T_2^3}$	معیاری برای عدم تقارن توزیع احتمال داده‌ها حول میانگین آنها
۷	کشیدگی	$T_7 = \frac{\sum_{n=1}^{N}(x(n)-T_1)^4}{(N-1)T_2^4}$	معیاری برای پیکی بودن یا کشیدگی توزیع احتمال داده‌ها
۸	ضریب تیزی یا قله	$T_8 = \frac{T_5}{T_4}$	وجود پیک‌های تیز در داده‌ها را نشان می‌دهد.
۹	ضریب حاشیه	$T_9 = \frac{T_5}{T_3}$	وجود بارهای ضربه‌ای را در ماشین‌آلات دوار نشان می‌دهد.
۱۰	ضریب شکل	$T_{10} = \frac{T_4}{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\lvert x(n)\rvert}$	انحراف شکل موج از یک موج سینوسی کامل را نشان می‌دهد.
۱۱	ضریب ضربه	$T_{11} = \frac{T_5}{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\lvert x(n)\rvert}$	نشان دهنده وجود ضربه‌ها یا شوک‌های شدید در شکل موج است
۱۲	میانگین مطلق	$T_{12} = \frac{\sum_{n=1}^{N}\lvert x(n)\rvert}{N}$	میانگین حسابی مقادیر مطلق داده‌ها
۱۳	انحراف معیار مطلق	$T_{13} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N}(\lvert x(n)\rvert - T_1)^2}{N-1}}$	معیاری برای پراکندگی مقادیر مطلق داده‌ها حول میانگین قدر مطلق آنها
۱۴	چولگی مطلق	$T_{14} = \frac{\sum_{n=1}^{N}(\lvert x(n)\rvert - T_1)^3}{(N-1)T_2^3}$	معیاری برای عدم تقارن توزیع احتمال مقادیر مطلق داده‌ها حول میانگین قدر مطلق
۱۵	کشیدگی مطلق	$T_{15} = \frac{\sum_{n=1}^{N}(\lvert x(n)\rvert - T_1)^4}{(N-1)T_2^4}$	معیاری برای میزان اوج یا کشیدگی توزیع احتمال مقادیر مطلق داده‌ها

۲- داده‌های ارتعاشی الکتروموتور مجموعه آزمایشگاهی

انتخاب داده‌های مناسب برای آموزش شبکه عصبی یکی از مهمترین مراحل طراحی شبکه برای حل یک مسئله 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[۱۶]. داده‌های این مجموعه آزمایشگاهی مرجع معتبری است 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 SKF-6205 و نگهدارنده محور موتور هستند. با ماشینکاری تخلیه الکتریکی، عیوبی با قطر ۰،۰۰۷ اینچ بر روی بلبرینگ‌های تحت آزمایش ایجاد شده است. حالت های 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 شتاب‌سنج 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 اسب‌بخار (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 CWRU.

۳- استخراج ویژگی در حوزه زمان

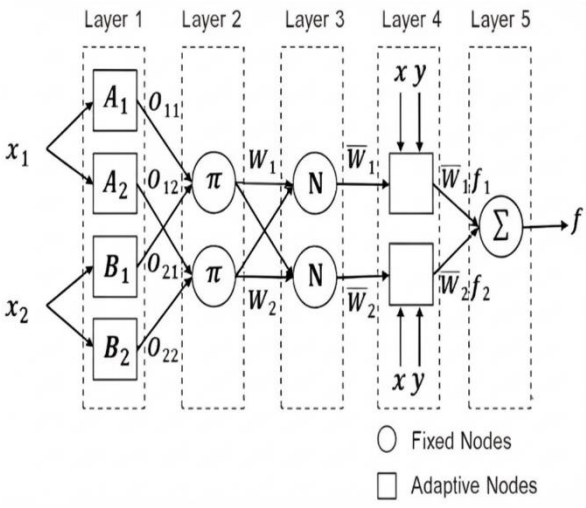
در این تحقیق به منظور شناسایی عیوب بلبرینگ، ۱۵ ویژگی در حوزه زمانی را از سیگنال‌های ارتعاشی استخراج می‌کنیم. بطوریکه تمام ویژگی‌ها برای همه ورودی‌ها یا برای تمام سیگنال‌های ویژگی‌هایی مانند کشیدگی، ضریب قله و ضریب ضربه به ویژه برای تشخیص عیب‌های موضعی (نقطه‌ای) که ارتعاشات ضربه‌ای ایجاد می‌کنند، مؤثر هستند و وضوح بالایی را برای تشخیص عیب در مراحل اولیه ارائه می‌دهند. جذر میانگین مربعات و انحراف معیار، انرژی کلی ارتعاش را نشان می‌دهند که برای تخریب کلی مفید است اما به طور بالقوه حساسیت کمتری نسبت به عیب‌های موضعی اولیه دارد. چولگی می‌تواند به دلیل عدم تقارن شکل موج متفاوت، بین عیب‌های حلقه داخلی (ضربه‌های رو به داخل) و عیب‌های حلقه خارجی (ضربه‌های رو به خارج) تمایز قائل شود. ترکیب این ویژگی‌ها، نمایش قوی و جامعی از وضعیت یاتاقان ارائه می‌دهد.

عیب‌های مختلف و حتی سایش یا ناهم‌ترازی شدید، می‌توانند سیگنال‌های ارتعاشی با ویژگی‌های آماری مشابه (مثلاً افزایش جذر میانگین مربعات یا تکانش) تولید کنند. به عنوان مثال، یک عدم تعادل شدید مشابه یک عیب شدید یاتاقان ممکن است جذر میانگین مربعات را افزایش دهد. عیب‌های موضعی در مراحل اولیه (مثلاً پوسته پوسته شدن کوچک) معمولاً منجر به کشیدگی بالا اما جذر میانگین مربعات پایین می‌شوند، در حالی که تخریب گسترده منجر به جذر میانگین مربعات بالا اما کشیدگی کمتر می‌شود. در میان ویژگی‌های استخراج‌شده، کشیدگی به دلیل حساسیتش به تغییرات ناگهانی در رفتار سیگنال که نشان‌دهنده‌ی عیب است، تأثیر قابل‌توجهی از خود نشان می‌دهد. این همپوشانی اهمیت استفاده از یک رویکرد چند ویژگی و طبقه‌بندی‌کننده پیچیده عصبی - فازی را برای تشخیص تفاوت‌های ظریف و جلوگیری از تشخیص اشتباه برجسته می‌کند.

۴- سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی

در شکل ۲، همانطور که مشاهده می‌شود، ساختار سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی دارای پنج لایه است، در لایه اول نوع تابع عضویت و تعداد آن مشخص شده است. انواع توابع موجود در این شبکه عبارتند از مثلثی، گاوسی و زنگوله‌ای شکل. در این مدل اعضای مجموعه فازی خروجی دارای رابطه خطی یا ثابت هستند. اگر $f(x,y)$ یک چند جمله‌ای درجه یک باشد، سیستم استنتاج فازی یک مدل فازی درجه یک نامیده می‌شود. اگر $f(x,y)$ ثابت باشد به آن سیستم استنتاج فازی، مدل فازی سوگنو درجه صفر می‌گویند. در شکل ۳، مدل فازی سوگنو نشان داده شده است که در آن خروجی کل از میانگین وزنی همه خروجی‌های واقعی به دست می‌آید. گاهی اوقات برای کاهش زمان یادگیری سوگنو از مجموع وزن‌های خروجی به جای میانگین وزنی استفاده می‌شود. سیستم استنتاج عصبی تطبیقی فازی می‌تواند با الگوریتم یادگیری ترکیبی یاد بگیرد. پارامترهای پیش‌فرض که توابع عضویت را تعریف می‌کنند با استفاده از روش گرادیان و پارامترهای حاصل با استفاده از روش حداقل مربعات تعیین می‌شوند. سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی یک سیستم هوشمند هیبریدی قدرتمند است که قابلیت‌های یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی را با استدلال شبه انسانی سیستم‌های استنتاج فازی (FIS) ترکیب می‌کند. این معماری به سیستم عصبی فازی اجازه می‌دهد تا قوانین فازی و توابع عضویت را از داده‌ها یاد بگیرد و آن را برای مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده و غیرخطی، مانند تشخیص عیب در ماشین‌آلات، مناسب سازد.

رویکرد ترکیبی سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (قابلیت‌های یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی با استدلال شبه انسانی منطق فازی) مزایای متعددی را ارائه می‌دهد. برخلاف شبکه‌های عصبی محض، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی یک پایگاه قانون قابل تفسیر ارائه می‌دهد که امکان درک چگونگی تصمیم‌گیری را فراهم می‌کند. این امر به ویژه در کاربردهای صنعتی که درک علت اصلی تشخیص بسیار مهم است، ارزشمند است. سیستم استنتاج



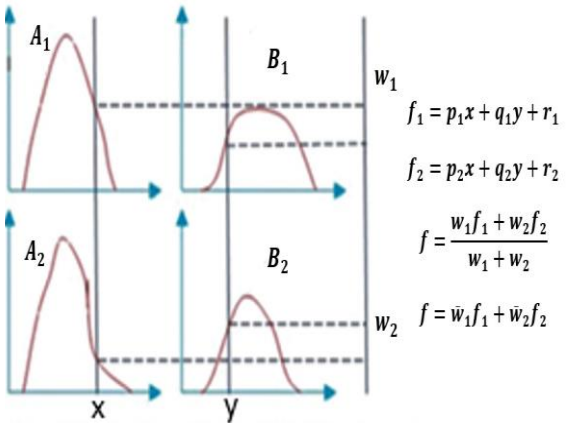
شکل ۲: سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی[۱۷].

عصبی-فازی تطبیقی از یک الگوریتم یادگیری ترکیبی برای تنظیم دقیق توابع عضویت و قوانین فازی استفاده می‌کند و عملکرد خود را بر اساس داده‌ها بهینه می‌کند. این ماهیت تطبیقی، آن را در برابر تغییرات و عدم قطعیت‌های موجود در سیگنال‌های ورودی مقاوم می‌کند.

۱. در مدل‌سازی روابط پیچیده غیرخطی ذاتی در سیگنال‌های ارتعاشی، که اغلب در مقایسه با مدل‌های خطی ساده‌تر چالش‌برانگیز هستند، عملکرد موفقی دارد.
۲. توانایی منطق فازی در پردازش داده‌های نادقیق یا نامشخص، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی را برای محیط‌های صنعتی بسیار مناسب می‌کند.
۳. در مقایسه با مدل‌های یادگیری عمیق، شبکه عصبی فازی تطبیقی می‌تواند با مجموعه داده‌های نسبتاً کوچک‌تر به عملکرد خوبی دست یابد.

۵- پیاده سازی سیستم هوشمند تشخیص عیوب بلبرینگ الکتروموتور

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 طبقه‌بندی‌کننده در نظر گرفته شده است. در این مطالعه ۱۵ ویژگی زمانی برای تشخیص عیب بلبرینگ استخراج شد. در رابطه با استخراج ویژگی سیگنال زمان، x(n) یک سری سیگنال است که در آن n = 4096 تعداد نقاط داده است.



شکل ۳: استنتاج فازی سوگنو[۱۸].

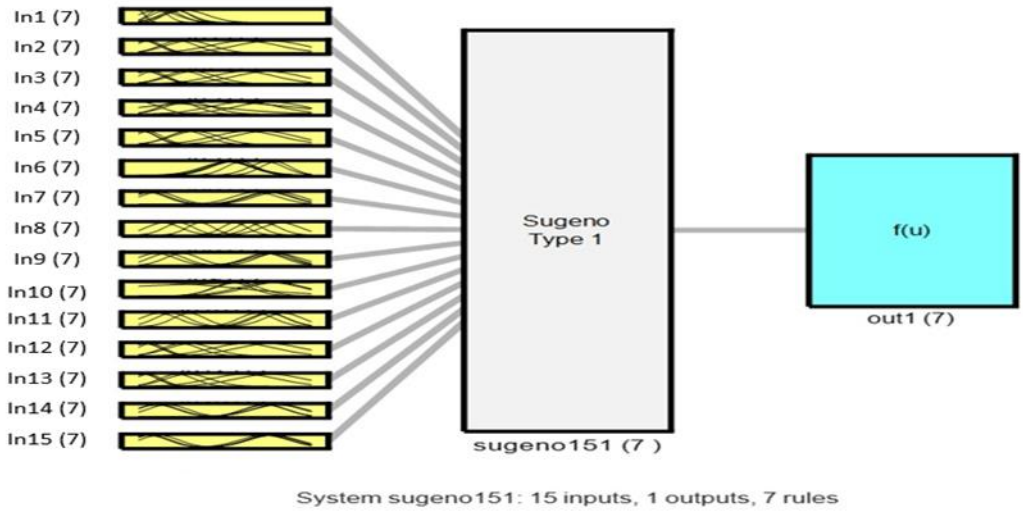
شبکه عصبی فازی تطبیقی از یک الگوریتم یادگیری ترکیبی برای تولید یک سیستم فازی استنتاج نوع سوگنو تک خروجی استفاده می‌کند. ترکیبی از روش‌های مناسب گرادیان بازگشتی و حداقل مربعات برای آموزش پارامترهای سیستم استنتاج فازی سوگنو و توابع عضویت (مدل‌سازی مجموعه‌ای از داده‌های ورودی/خروجی) استفاده می‌شود.

جدول ۲: مجموعه دادهای آموزش و آزمون سیگنال‌های ارتعاشی.

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

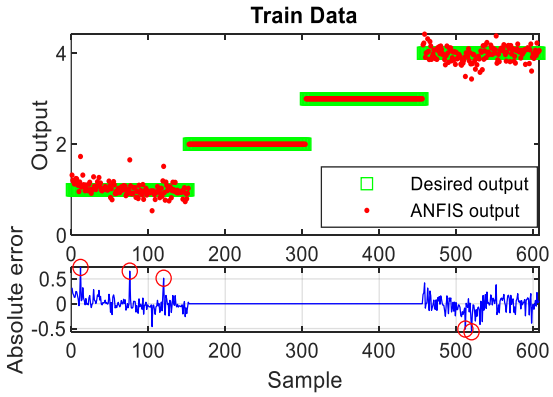
در نهایت، خروجی پردازش شده از الگوریتم شبکه عصبی فازی تطبیقی بصورت خروجی گرافیکی نمایش داده شده است. برای دستیابی به شبکه عصبی فازی تطبیقی، ۷ مجموعه فازی ایجاد می‌شود. در شکل ۴، ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی که شامل ۱۵ ورودی، یک خروجی و ۷ قانون است، ملاحظه می‌شود. در نهایت مجموعه‌های فازی از نوع گاوسی تنظیم شده و شبکه عصبی فازی تطبیقی آموزش داده می‌شود.

در شکل ۵، خروجی شبکه عصبی فازی تطبیقی تحت آموزش با خروجی مورد نظر (هدف) مقایسه می‌شود. در شکل ۸، خروجی شبکه عصبی فازی تطبیقی تحت آزمون با خروجی مورد نظر (هدف) مقایسه شده است. در شکل های ۵ و ۸ خطای مطلق برای تشخیص عیب نیز نشان داده شده است، نتایج شبکه عصبی فازی تطبیقی با دایره قرمز مشخص شده است.

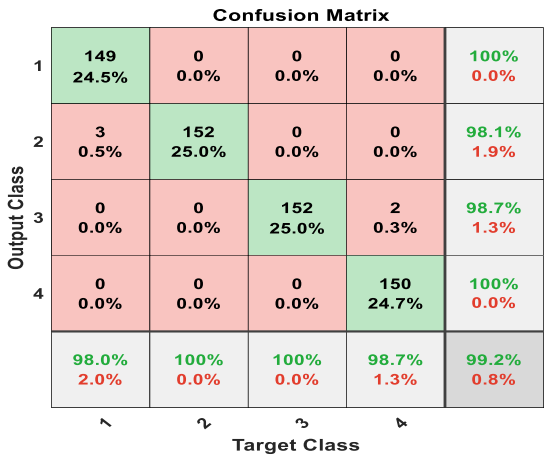


شکل ۴: سیستم استنتاج فازی با ۱۵ ورودی، ۷ قانون و ۱ خروجی.

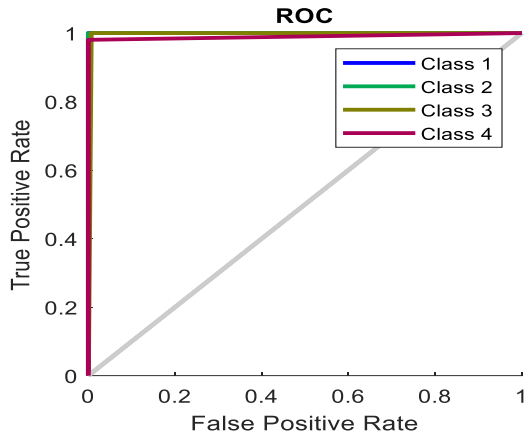
در شکل‌های ۶ و ۹ به ترتیب، ماتریس‌های اغتشاشات داده‌های آموزش و داده‌های آزمون برای مقایسه داده‌های خروجی و داده‌های هدف ارائه شده‌اند. عملکرد شبکه عصبی فازی تطبیقی نسبت تعداد تشخیص‌های طبقه‌بندی شده صحیح بر تعداد کل تشخیص‌ها است. عملکرد شبکه عصبی فازی تطبیقی از مجموعه داده‌های آموزش و آزمون به ترتیب ۹۹,۲ و ۱۰۰ درصد است. در شکل‌های ۷ و ۱۰ به ترتیب، منحنی‌هایROC داده‌های آزمایش و آزمون ارائه شده است، منحنی‌های ROC نرخ مثبت واقعی فراخوان Recall را در مقابل نرخ مثبت کاذب رسم می‌کنند مساحت زیر منحنی (AUC) یک اسکالر واحد (یک عدد واحد) است که کل منحنی ROC را خلاصه می‌کند. این نشان دهنده توانایی کلی مدل در تمایز بین کلاس‌های مثبت و منفی است. به عبارت ساده، مقدار AUC بالاتر به این معنی است که مدل قدرت تمایز بهتری دارد، که نشان می‌دهد صرف نظر از اینکه مرز تصمیم‌گیری را کجا تعیین می‌کنید. 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.



شکل ۵: خروجی شبکه عصبی فازی تطبیقی تحت آموزش.



شکل ۶: ماتریس اغتشاشات داده‌های آموزش.

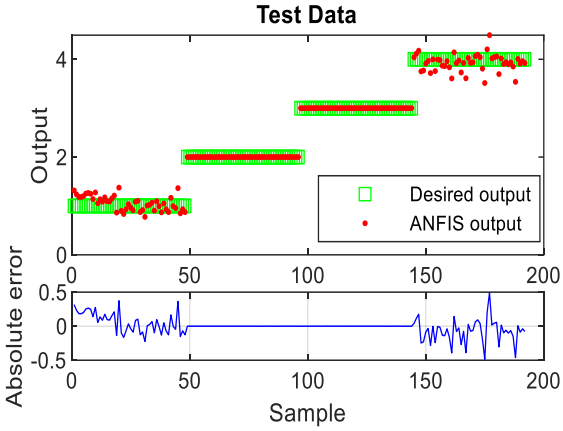


شکل ۷: منحنی ROC داده‌های آموزش.

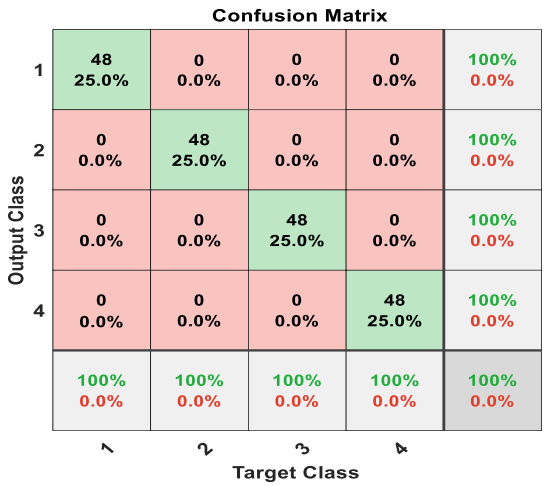
در تجزیه و تحلیل آماری طبقه‌بندی، امتیاز F معیاری برای سنجش دقت آزمون است. برای محاسبه امتیاز F، هم دقت و هم فراخوانی در نظر گرفته می‌شود بطوریکه دقت؛ تعداد نتایج مثبت صحیح تقسیم بر تعداد همه نتایج مثبت طبقه‌بند، و فراخوانی؛ تعداد نتایج مثبت صحیح تقسیم بر تعداد تمام نمونه‌ها است. در جدول ۳، شاخص‌های دقت، فراخوانی و امتیاز F برای ماتریس اغتشاشات شبکه عصبی فازی تحت داده‌های آزمون محاسبه شده است. همانطور که در جدول ۴ نشان داده شده است، این روش با طبقه‌بندی تشخیص عیب یاتاقان بلبرینگ به چهار دسته مجزا، خود را از تحقیقات موجود متمایز می‌کند و تشخیص عیب دقیق‌تر و هدفمندتری را ارائه می‌دهد.

جدول ۳: نتایج شبکه هوشمند عصبی فازی تطبیقی در تشخیص عیوب بلبرینگ.

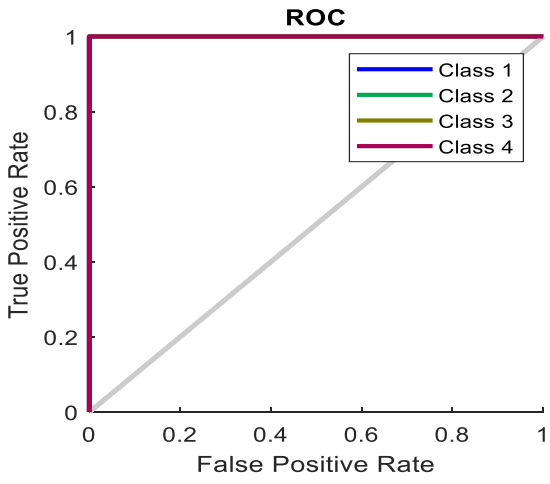
شاخص	کلاس				امتیاز میانگین
	۱	۲	۳	۴	
مثبت حقیقی	۴۸	۴۸	۴۸	۴۸	-
منفی حقیقی	۱۴۴	۱۴۴	۱۴۴	۱۴۴	-
مثبت کاذب	۰	۰	۰	۰	-
منفی کاذب	۰	۰	۰	۰	-
دقت	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
فراخوانی	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰
امتیاز-F	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰	٪۱۰۰



شکل ۸: خروجی شبکه عصبی فازی تطبیقی تحت آزمون.



شکل ۹: ماتریس اغتشاشات داده‌های آزمون.



شکل ۱۰: منحنی ROC داده‌های آزمون.

جدول ۴: مقایسه نتایج روش پیشنهادی با سایر مطالعات.

درصد دقت	تعداد کلاس	عناصر معیوب	مجموعه داده	طبقه بند	مرجع
۹۹	۳	ساچمه، رینگ داخلی و خارجی	مجموعه داده آزمایش تجربی	ANFIS	کومبار [۹]-[۱۳]
۹۸	۴	ساچمه، رینگ داخلی و خارجی	مجموعه داده CWRU	Neuro-Fuzzy	رجبی [۱۱]
۹۹	۴	ساچمه، رینگ داخلی و خارجی	مجموعه داده CWRU	Convolutional Neuro-Fuzzy	لین [۱۴]
۹۹	۴	ساچمه، رینگ داخلی و خارجی	مجموعه داده آزمایش تجربی	SVM	رن [۱۵]
۱۰۰	۴	ساچمه، رینگ داخلی و خارجی	مجموعه داده CWRU	ANFIS	روش پیشنهادی

۶- نتیجه گیری

این مطالعه با موفقیت یک سیستم هوشمند برای تشخیص عیب یاتاقان‌های غلتشی موتور الکتریکی، با استفاده از استخراج ویژگی در حوزه زمان و یک سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی توسعه داده و ارزیابی کرد. روش پیشنهادی به نیاز حیاتی برای تشخیص دقیق و به موقع عیب در ماشین‌آلات صنعتی برای اطمینان از عملکرد قابل اعتماد و کاهش هزینه‌های نگهداری پرداخته است.

هسته اصلی سیستم شامل استخراج ۱۵ ویژگی آماری در حوزه زمان از سیگنال‌های ارتعاش خام بود که یک بردار ویژگی قوی برای طبقه‌بندی عیب فراهم می‌کرد. سپس این بردار ویژگی به یک سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی با پیکربندی دقیق، ساخته شده بر اساس خوشه‌بندی فازی، توابع عضویت گاوسی، یک سیستم استنتاج از نوع سوگنو و یک الگوریتم یادگیری ترکیبی برای تنظیم بهینه پارامترها، وارد شد.

عملکرد سیستم با استفاده از مجموعه داده‌ای شامل ۶۰۸ سیگنال آموزشی و ۱۹۲ سیگنال آزمایشی به طور دقیق ارزیابی شد. نتایج، قابلیت‌های تشخیصی برجسته‌ای را نشان داد. سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی به عملکرد بالای ۹۹,۲٪ دقت در مجموعه داده آموزشی و دقت استثنایی ۱۰۰٪ در مجموعه داده آزمایشی دست یافت. شناسایی ۱۰۰٪ صحیح حالت‌های یاتاقان سالم قابل توجه است، یک ویژگی ایمن و قابلیت اطمینان و حیاتی برای کاربردهای عملی به این معنی که هیچ یاتاقان معیوبی به اشتباه به عنوان سالم طبقه‌بندی نشده است. معیارهای جامع عملکرد، از جمله منحنی‌های ROC، دقت، فراخوانی و امتیاز F، به طور مداوم قدرت تمایز و استحکام عالی سیستم را تأیید کردند. علاوه بر این، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی پیشنهادی با توانایی خود در طبقه‌بندی عیوب یاتاقان به چهار دسته مجزا، خود را متمایز می‌کند و در مقایسه با بسیاری از روش‌های موجود، تشخیص دقیق‌تر و عملی‌تری ارائه می‌دهد. این قابلیت برای شناسایی همزمان وجود، نوع و شدت عیوب با دقت بالا، این روش را برای استراتژی‌های نگهداری پیشگیرانه و پیش‌بینانه بسیار ارزشمند می‌کند.

کارهای آینده می‌توانند ادغام ویژگی‌های حوزه فرکانس یا زمان-فرکانس برای افزایش استحکام سیستم در شرایط عملیاتی مختلف تغییرات سرعت و بار را بررسی کنند. بررسی پیاده‌سازی بلادرنگ برای نظارت بر وضعیت آنلاین و ارزیابی سازگاری سیستم با سایر انواع اجزای ماشین‌آلات دوار یا حالت‌های عیب نیز نقشه‌راه‌های ارزشمندی برای تحقیقات بیشتر خواهد بود.

مراجع

[1] Bloch, H.P. and Geitner, F.K., "Machinery component maintenance and repair," Elsevier, Gulf Professional Pub, 2005.

[2] Randall, R.B., "Vibration-based condition monitoring: industrial, automotive and aerospace applications," John Wiley & Sons, 2021.

[3] McInerny, S.A. and Dai, Y., "Basic vibration signal processing for bearing fault detection," IEEE Transactions on education, 46(1), pp.149-156, 2003, doi: 10.1109/TE.2002.808234.

[4] Dolenc, B., Boškoski, P. and Juričić, Đ., "Distributed bearing fault diagnosis based on vibration analysis," Mechanical Systems and Signal Processing, 66, pp.521-532, 2016, doi: 10.1016/j.ymssp.2015.06.007.

[5] Zarei, J., Tajeddini, M.A. and Karimi, H.R., "Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter," Mechatronics, 24(2), pp.151-157, 2014, doi: 10.1016/j.mechatronics.2014.01.003.

[6] Khadersab, A. and Shivakumar, S., "Vibration analysis techniques for rotating machinery and its effect on bearing faults," Procedia Manufacturing, 20, pp.247-252, 2018, doi: 10.1016/j.promfg.2018.02.036.

[7] Patidar, S. and Soni, P.K., "An overview on vibration analysis techniques for the diagnosis of rolling element bearing faults," International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT), 4(5), pp.1804-1809, 2013.

[8] Souad, S.L., Azzedine, B. and Meradi, S., "Fault diagnosis of rolling element bearings using artificial neural network," International Journal of Electrical and Computer Engineering, 10(5), p.5288, 2020, doi: 10.11591/ijece.v10i5.pp5288-5295.

[9] Kumbhar, S.G., Desavale, R.G. and Dharwadkar, N.V., "Fault size diagnosis of rolling element bearing using artificial neural network and dimension theory," Neural Computing and Applications, 33(23), pp.16079-16093, 2021, doi: 10.1007/s00521-021-06228-8.

[10] Chao, K.C., Chou, C.B. and Lee, C.H., "Online domain adaptation for rolling bearings fault diagnosis with imbalanced cross-domain data," Sensors, 22(12), p.4540, 2022, doi: 10.3390/s22124540.

[11] Rajabi, S., Azari, M.S., Santini, S. and Flammini, F., "Fault diagnosis in industrial rotating equipment based on permutation entropy, signal processing and multi-output neuro-fuzzy classifier," Expert systems with applications, 206, p.117754, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.117754.

[12] El Idrissi, A., Derouich, A., Mahfoud, S., El Ouanjli, N., Chojaa, H. and Chantoufi, A., "Bearing faults diagnosis by current envelope analysis under direct torque control based on neural networks and fuzzy logic—a comparative study," Electronics, 13(16), p.3195, 2024, doi: 10.3390/electronics13163195.

[13] Kumbhar, S.G., "An integrated approach of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and dimension theory for diagnosis of rolling element bearing. Measurement, 166, p.108266, 2020, doi: 10.1016/j.measurement.2020.108266.

[14] Lin, C.J. and Jhang, J.Y., "Bearing fault diagnosis using a grad-CAM-based convolutional neuro-fuzzy network," Mathematics, 9(13), p.1502, 2021, doi: 10.3390/math9131502.

[15] Ren, Z. and Guo, J., "On fault diagnosis using image-based deep learning networks based on vibration signals," Multimedia Tools and Applications, 83(15), pp.44555-44580, 2024, doi: 10.1007/s11042-023-17384-5.

[16] Loparo, K. A. (2024). Bearing vibration data set, Case Western Reserve University. http://www. eecs. cwru. edu/laboratory/bearing/download. Htm

[17] Rose, T. Pravin, and G. Glan Devadhas. "Detection of pH neutralization technique in multiple tanks using ANFIS controller." *Microprocessors and Microsystems* 72 (2020): 102845, doi: 10.1016/j.micpro.2019.07.004.

[18] Veerakumar, S., P. Selvabharathi, and S. Sathishkumar. "RETRACTED: Power Quality Issues Compensation using ANN Techniques." In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1084, no. 1, p. 012104. IOP Publishing, 2021, doi: 10.1088/1757-899X/1084/1/012104.