ارایه رویکردی نوین برای تشخیص آنلاین ایراد یاتاقان موتور القایی بر اساس تبدیل موجک سیگنال لرزش

شهریار شیردل[۱]، مزدک تیمورتاشلو *[۲]، محمد محمدیون[۳]، عبدالرضا علوی قره‌باغ[۴]

۱- دانشجوی دکترا، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، واحد بجنورد، دانشگاه آزاد اسلامی، بجنورد، ایران
shahryar.shirdel@yahoo.com
۲- استادیار گروه برق، مرکز تحقیقات توسعه فناوری در صنایع برق، واحد بجنورد، دانشگاه ازاد اسلامی، بجنورد، ایران
mazdak1978@bojnourdiau.ac.ir
۳- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شاهرود، دانشگاه آزاد اسلامی، شاهرود، ایران
mmohammadiun@yahoo.com
۴- مربی، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شاهرود، دانشگاه آزاد اسلامی، شاهرود، ایران abalavi.gh@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۴/۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۶/۳۰

چکیده: با توجه به کاربرد گسترده موتورهای الکتریکی در صنایع گوناگون، بررسی شرایط و تشخیص ایراد احتمالی آن در مراحل اولیه یکی از مهمترین اهداف تجهیزات هوشمند پایش موتورهای صنعتی در کارخانه‌های مدرن می‌باشد. بلبرینگ‌ها از جمله قطعات مکانیکی هستند که رخداد ایراد در آن‌ها حین کار متداول است. ایرادات مکانیکی موتور الکتریکی به صورت لرزش در موتور خود را نشان می‌دهند که این امر می‌تواند به تشخیص ایراد رخ داده خصوصا در مراحل اولیه کمک کند. علاوه بر آن نویز موجود در محیط‌های صنعتی نسبت به سایر سیگنال‌ها معمولاً تاثیر کمتری بر لرزش می‌گذارد، زیرا لرزش مستقیما از بدنه موتور ویا پایه آن استخراج می‌گردد. با توجه به این توضیح در این تحقیق یک روش تشخیص ایراد یاتاقان با استفاده از تبدیل موجک سیگنال لرزش در موتورهای القایی پیشنهاد شده که می‌تواند با دقت بسیار بالا، ایراد را شناسایی کند. روش پیشنهادی در نرم‌افزار Matlab پیاده سازی شد و نتیجه به دست آمده از آن روی داده‌های لرزش در دو پایگاه داده مختلف، با آخرین مقالات این حوزه مقایسه و بر اساس معیارهایی مانند دقت و صحت کارایی روش پیشنهادی اثبات و مزایای آن مانند سرعت بالا، محاسبات کم و مقاوم بودن آن در برابر نویز محیط نیز نشان داده شد.

واژه‌های کلیدی: تشخیص ایراد، موتور القایی، تبدیل موجک، یادگیری ماشین، سیگنال لرزش

۱- مقدمه

در تمامی سیستم‌های صنعتی تشخیص ایراد سریع و زود در کلیه تجهیزات از جمله اهدافی است که منجر به کاهش هزینه‌ها شده و مطلوب است. موتورهای القایی از جمله موتورهای الکتریکی هستند که بیشترین کاربرد را با توجه به ساختار خود در صنایع مختلف دارند. این موتورها با توجه به شرایط مختلف عملکردی، نویز و آلودگی محیط‌های صنعتی همواره در معرض خرابی‌های مختلف هستند [۱]. از دیدگاه عمومی خرابی‌های موتورهای الکتریکی به دو دسته الکتریکی و مکانیکی تقسیم می‌شود. خرابی‌های الکتریکی مربوط به سیم بندی و ساختار الکتریکی موتور و خرابی‌های مکانیکی مربوط به اجزاء مکانیکی مانند شفت، بلبرینگ‌ها و سایر اجزای مکانیکی موتور است. هر دو خرابی بار هزینه‌ای نسبتاً بالایی را به سیستم‌ها تحمیل می‌کند. معمولاً با کنترل مداوم جریان ورودی به موتور می‌توان ایرادات

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

الکتریکی را به سرعت تشخیص و موتور را در اولین زمان ممکن مورد بازبینی و بررسی قرارداد [۲]. ایرادات مکانیکی تاثیر دیر هنگامی بر جریان موتور از خود نشان می‌دهند و لذا برای بررسی آن‌ها بهتر است از برداشت سیگنال‌های غیر الکتریکی مانند لرزش، حرارت و یا صدای موتور استفاده شود. در بین ویژگی‌های مکانیکی لرزش به دلیل خواص بسیار متمایز مانند مقاوم بودن در برابر نویز، تغییر سریع هنگام بروز خطا، امکان برداشت نسبتا راحت و سایر موارد اولویت بالایی دارد.

از نظر عملی چالش‌های زیادی برای برداشت صحیح سیگنال‌های مکانیکی مانند لرزش وجود دارد. برای نمونه محل نصب موتور باید کاملاً از نظر سازه‌ای ثابت و تا حد امکان ایزوله از قسمت‌های دیگر محیط باشد تا لرزش سایر ادوات صنعتی موجود در محیط روی سیگنال برداشت شده تاثیر نگذارد. تاثیر ایرادات مختلف مکانیکی بر لرزش موتور در پایه‌ها و بدنه موتور تابع محل نصب سنسور بوده و علاوه بر آن موتورهای سالم نیز همواره مقداری لرزش دارند. عدم روغن کاری یا خشک کار کردن موتور نیز می‌تواند سیستم را دچار اختلال کرده و باعث افزایش لرزش شود. با این حال سیگنال لرزش نسبت به تمامی سیگنال‌های مکانیکی موجود دقیق ترین نشانه ایجاد خطا و سریع ترین ویژگی مکانیکی تغییرپذیر موتور هنگام بروز ایراد محسوب می‌گردد [۳]. با توجه به توضیحات فوق در این تحقیق یک روش جدید پردازش سیگنال لرزش موتور با هدف مشخص کردن ایراد یاتاقان پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی با استفاده از تبدیل موجک سیگنال لرزش و استخراج ویژگی، می‌تواند ایراد را به سرعت تشخیص داده و نسبت به وجود آن در موتور اطلاع دهد.

۲- مرور مطالب قبلی

با توجه به اهمیت موضوع تحقیقات گوناگونی برای تشخیص ایراد موتور القایی حین کار انجام شده که در این بخش به اختصار به برخی از آن‌ها پرداخته می‌شود.

در [4] از یادگیری عمیق برای تشخیص ایراد موتور استفاده شده است. سیگنال مورد نظر در این تحقیق لرزش بوده که با استفاده از آن برخی ایرادات مکانیکی مشخص شده است. در [5] به ایراد فاصله هوایی با توجه به مدل مغناطیسی موتور پرداخته شده است. در روش پیشنهادی در این مرجع به مدل استاتیک و دینامیک مغناطیسی و الکتریکی موتور القایی به صورت کامل پرداخته شده و با تحلیل آن و بررسی تاثیر هر ایراد در جریان موتور تحلیل گشته است. در [6] به تحقیقات مختلف در حوزه نگهداری و تعمیر موتورهای القایی پرداخته شده که از آن جمله می‌توان به روش‌های مختلف مبتنی بر سیگنال جریان، لرزش و حرارت در تشخیص ایراد موتور اشاره نمود. شبکه‌های عصبی و یادگیری ماشین ،کلاسه بندهای بررسی شده و روش استخراج ویژگی در این تحقیق تبدیل فوریه بوده است. [7] یک مقاله مروری بوده که در آن ایرادات موتور به دو دسته مکانیکی و الکتریکی تقسیم شده و برای هر دسته سیگنال‌های مدنظر و نحوه تشخیص آن توضیح داده شده است. در این مقاله مروری بر جریان و شار به عنوان سیگنال‌های الکتریکی و لرزش و حرارت به عنوان سیگنال‌های مکانیکی انجام شده است. در [8] یک روش تشخیص ایراد موتور با استفاده از سیگنال ولتاژ و جریان پیشنهاد شده است. روش‌های ریاضی و سیستم‌های فازی با هدف حداقل کردن میانگین مربعات خطا هنگام تشخیص موارد پیشنهادی در این تحقیق بوده اند .[9] به تحلیل شار مغناطیسی برای مشخص کردن ایراد در موتورهای مختلف الکتریکی پرداخته است.علاوه بر موتورهای القایی موتورهای الکتریکی دیگری در این تحقیق مد نظر قرار گرفته‌اند. [10] به تحلیل جریان الکتریکی برای تشخیص ایراد موتورهای القایی پرداخته است. موتور مدنظر یک موتور قفس سنجابی صنعتی بوده است. ایراد بررسی شده در این تحقیق شکستگی میله های روتور بوده است.

مرجع [11] روشی برای تشخیص ایراد موتور در حوزه روتور شکسته با استفاده از روش فیلتر کالمن مربع شکل تبدیل شده پیشنهاد داده است. در این روش با استفاده از تغییرات مقاومت سیم پیچ روتور و مقایسه آن با حالت نرمال، ایراد مشخص می‌شود. علاوه بر آن افزایش حرارت داخل موتور هنگام بروز ایراد و تحلیل آن نیز در این تحقیق برای تشخیص ایراد مد نظر بوده است. در مرجع [12] با استفاده از وضعیت حرارتی موتور ایراد آن مشخص شده است. روش استخراج ویژگی تبدیل تبدیل ویژگی تغییر ناپذیر مقیاس (SIFT) بوده و سپس با استفاده از طبقه بندهای SVM, Kmeans ایراد موتور مشخص شده است. [13] با استفاده از سیگنال جریان و تغییر مقادیر آن در قسمت‌های مختلف موتور سه دسته ایراد مشخص را از یکدیگر تفکیک کرده است. ایرادات مربوط به استاتور، ایرادات مربوط به خود سنسورهای برداشت جریان و ایراد مربوط به اکچویتور. [14] برای تشخیص حالت اتصال کوتاه در استاتور موتور القایی از اطلاعات مربوط به کوپل متقابل سیم پیچ‌ها با یکدیگر کمک گرفته است. در نهایت عدم توازن در استاتور مشخص و ایراد مربوط به اتصال کوتاه را با دقت بسیار بالا مشخص کند. در [15] یک روش برای تشخیص ایراد روتور بار شکسته با استفاده از جریان پیشنهاد شده است. در این روش با این دیدگاه که در ایراد، جریان موتور دارای هارمونیک‌های متناوب غیر متعارف نسبت به حالت نرمال خواهد بود ایراد مشخص شده است. از تغییرات فرکانسی و دامنه جریان نیز برای مشخص کردن شدت خرابی استفاده شده است. در [16] به ایراد سیم بندی استاتور پرداخته شده است. برای مشخص کردن این ایراد از جریان استاتور و روش تجزیه حالت تجربی (EMD) استفاده شده است. [17] یک روش ترکیبی با استفاده از سیگنال‌های لرزش، جریان و صدا برای تشخیص ایراد موتور القایی پیشنهاد کرده است. آن‌ها ویژگی‌های متناظر با هر سیگنال را استخراج و سپس با استفاده از یک روش دو مرحله‌ای شامل روش بیزین و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) اقدام به پردازش ویژگی‌ها و در نهایت تشخیص ایراد موتور کرده‌اند. [18] با استفاده از یک تحلیل

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

مبتنی بر مدل، ایراد مربوط به ایراد یاتاقان در موتور القایی را تحلیل کرده است.

[19] با بررسی تصاویر برداشت شده با استفاده از دوربین حرارتی از موتور و با این دیدگاه که بروز ایراد در هر قسمت موتور منجر به تغییر شار حرارتی در قسمت‌های مختلف موتور می‌شود با قطعه بندی تصاویر حرارتی ایراد را مشخص کرده است. [20] به تشخیص ایراد ایراد یاتاقان در موتور القایی پرداخته است و برای این کار از توزیع حرارتی و ترموگرافی مادون قرمز (IRT) استفاده کرده است. تصاویر برداشت شده با استفاده از تبدیل موجک دو بعدی مورد پردازش قرار گرفته و ویژگی‌های مهم استخراج شده است. برخی کلاسه بندها مانند درخت تصمیم مختلط(CDT)، آنالیز تشخیصی خطی (LDA) و ماشین بردار پشتیبان(SVM) در این کار استفاده شده‌اند. [21] نیز از ترموگرافی مادون قرمز برای مشخص کردن ایراد در موتور القایی سه فاز کمک گرفته است. در روش پیشنهادی در این تحقیق در هر ثانیه یک تصویر حرارتی از موتور برداشت می‌شود. با بروز ایراد به دلیل تغییر تصویر حرارت، می‌توان ایراد را مشخص نمود. [22] از چند سنسور مختلف مانند لرزش، جریان استاتور، ولتاژ، سرعت چرخش برای مشخص کردن ایراد به صورت همزمان استفاده کرده است. با داشتن ویژگی‌های مختلف موتور در حالت نرمال در صورتی که هر یک از این متغیرها دچار تغییر شود به سرعت می‌توان وضعیت غیرنرمال موتور را تشخیص و نوع ایراد را فهمید. [23] برای مشخص کردن ایراد بار شکسته در موتور القایی قفس سنجابی از بررسی نیروهای الکترومغناطیسی داخل موتور با استفاده از سنسورهای مختلف شار استفاده کرده است. این تحقیق از تبدیل فوریه استفاده کرده است. [24] با استفاده از صدای برداشت شده از کارکرد موتور القایی ، سعی کرده ایرادات ایراد روتور و یاتاقان که بر صدای موتور تاثیرمی گذارند را تشخیص دهد. در این تحقیق برای استخراج ویژگی از صدا از تبدیل موجک گسسته (DWT) و الگوی باینری محلی(LBP) استفاده شده است. کلاسه بندهای استفاده شده در این تحقیق SVM و KNN (K نزدیکترین همسایگی) بوده است. [25] به تشخیص ایراد روتور بار شکسته، با اطلاعات لرزش موتور پرداخته است. برای پردازش سیگنال لرزش موتور از تبدیل موجک بسته (WPT) استفاده شده است و روش طبقه بندی اطلاعات نیز یک روش مبتنی بر الگوریتم فازی بوده است. [26] با استفاده از اطلاعات سرعت گردش موتور در حالت دارای بار و تغییر آن ایراد را تشخیص داده است. نوع ایراد بر اساس تغییرات رخ داده در سرعت موتور با بار ثابت و با استفاده از دگرگونی پارک چرخشی مرتبه دوم(SORP) بوده است.

سینگ و همکاران [27] برای تشخیص ایراد یاتاقان و مشخص کردن مکان آن در یک موتور سه فاز القایی از تبدیل استوک ویل و ماشین بردار پشتیبان استفاده کرده‌اند. سیگنال پردازش شده در این تحقیق، لرزش موتور القایی سه فاز بوده است. در تحقیق دیگری با استفاده از سیگنال لرزش سفید شده و تابع همبستگی متقابل توانسته اند ایرادات یاتاقان را در موتورهای با دور پایین مشخص کنند [28] . این تحقیق بر روی کلیه موتورهای الکتریکی صورت گرفته است. در تحقیق دیگری لی و همکاران [29] به بررسی مروری روش‌های تشخیص ایراد در یاتاقان موتور الکتریکی بر اساس روشهای مبتنی بر آنتروپی پرداخته‌اند. یک بررسی مروری نیز بر اساس روش های یادگیری عمیق در تشخیص ایراد موتور القایی بر اساس لرزش در [30] انجام شده است. لی و همکاران [31] با استفاده از یادگیری عمیق و افزایش داده الگوریتمی برای تشخیص یاتاقان در انواع مختلف موتورهای الکتریکی بر اساس لرزش پیشنهاد کرده‌اند. ژانگ و همکاران[32] یک روش جدید با استفاده از سیگنال لرزش برای تشخیص ایراد در یاتاقان موتور القائی با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی اصلاح شده پیشنهاد داده‌اند. لی و همکاران [33] نیز روشی برای تشخیص ایراد در موتورهای الکتریکی با استفاده از انتقال یادگیری در یادگیری عمیق پیشنهاد داده‌اند. روش آن‌ها از یک شبکه پیش آموزش داده شده استفاده می‌کند و سپس برای تشخیص ایراد یاتاقان در هر ماشین الکتریکی دوار بر اساس داده‌های جدید مجددا آموزش داده می‌شود. نئوپرن و همکاران [34] در یک تحقیق مروری بر روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق را که بر روی تشخیص ایراد یاتاقان در موتور القایی بر روی پایگاه داده case western reserve university [35] صورت گرفته بود را مورد بررسی قرار داده و نقاط قوت و ضعف آن‌ها را به صورت اجمالی بیان کرده‌اند.

همانطور که می‌توان دید روش‌های مختلف با پیچیدگی‌های متفاوتی با هدف تشخیص ایراد یاتاقان موتور القایی پیشنهاد شده اند که هر یک امتیازات و معایب خود را دارند. به صورت خلاصه معایب کارهای گذشته شامل موارد زیر است:

- استفاده از ویژگی‌های با حجم محاسباتی بالا و پیچیده
- استفاده از طبقه بندهای پیچیده که مرحله آموزش آن‌ها نیاز به داده زیادی دارد و زمان بر است
- پیشنهاد روش‌های حذف نویز که در عمل نویز در نظر گرفته شده اصلا با نویز لرزشی موجود در محیط‌های صنعتی همخوانی ندارد
- عدم توجه به ساختار زمان فرکانسی سیگنال لرزش موتور سالم و معیوب از دیدگاه انرژی

با توجه به این که ایراد یاتاقان بسیار مهم است و تشخیص سریع آن می‌تواند در جلوگیری از گسترش ایراد و کاستن از هزینه‌های ناشی از خرابی بسیار موثر باشد در این تحقیق سعی شده یک روش مبتنی بر ویژگی‌های زمان فرکانس موجک با هدف تشخیص سریع و دقیق ایراد یاتاقان و قابل آموزش با حداقل داده موجود پیشنهاد شود. روش پیشنهادی از نظر پارامترهای مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته و و پایداری آن هنگام آموزش با تعداد داده پایین نیز نشان داده شده است.

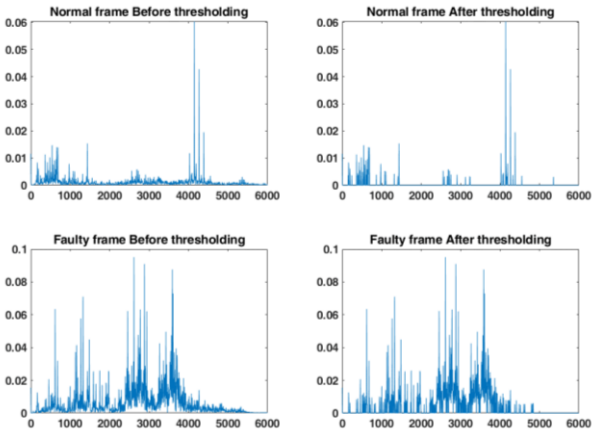
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

۳- روش پیشنهادی

فلوچارت روش پیشنهادی در شکل ۱ آورده شده است. همانطور که در شکل (۱)، می‌توان دید کـه مهمتـرین اجـزاء روش پیشـنهادی یعنـی استخراج ویژگی و طبقه بند هر دو از روشهای مرسوم و کارآمد انتخاب شده‌اند که نسبت به روش‌های مشابه پیشنهادی در تحقیقـات گذشـته بسیار سریع‌تـر محسـوب مـی‌شـوند. از دیگـر امتیـازات ایـن دو روش، خصوصاً SVM عدم نیاز به تعداد نمونه‌های بسیار بـالا بـرای آمـوزش محسوب می‌گردد که این طبقـه بنـد را در زمـره یکـی از کارآمـدترین روش‌های طبقه بندی باینری قرار داده است. عدم وجـود پـارامترهـای مختلف و به عبارت دیگر درجـات آزادی پـایین نسـبت بـه روش‌هـای مشابه سایر مقالات نیز می‌تواند به عنوان یک مزیـت روش پیشـنهادی ذکر شود. با این پیش مقدمه ابتدا قسمت‌های مختلف روش پیشنهادی توضیح داده شده و سپس به سراغ ارزیابی کارایی آن می‌رویم.

۳-۱- پیش پردازش

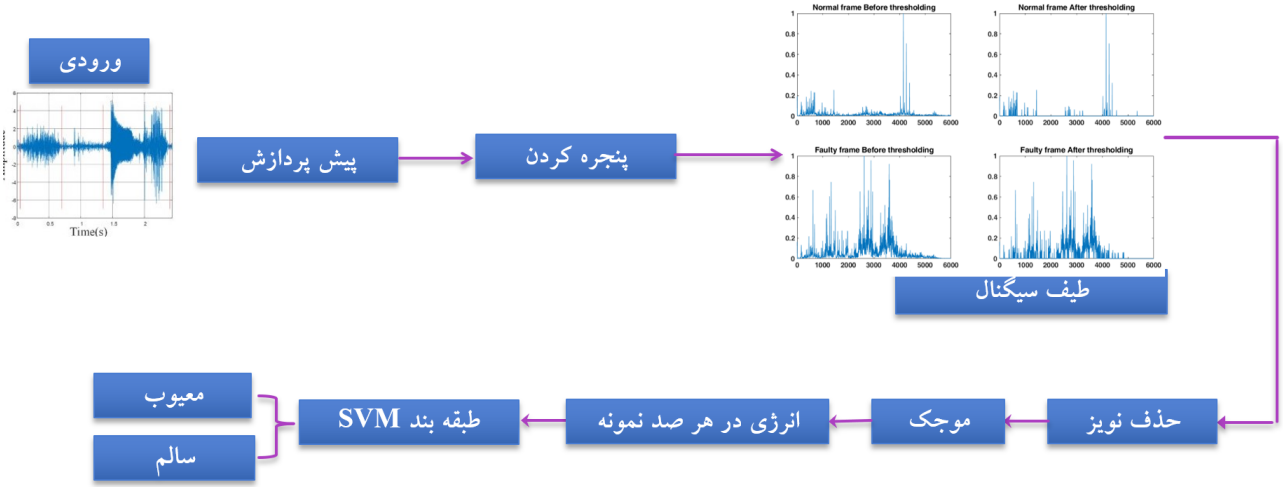
با توجه به اینکه سیگنال لرزش مستقیما از سنسور چسبیده به پایـه و بدنه موتور برداشت می‌شود، احتمال وجـود نـویز در آن بسـیار انـدک است. معمولاً نویزهای رخ داده در سیگنال لـرزش شـامل لـرزش‌هـای ادوات صنعتی قرار گرفته در محیط است که به موتور در حال کـار بـه صورت پیوسته وارد می‌شود. مهمترین ویژگی این نویز دامنه بسیار کم آن نسبت به لرزش خود موتـور و وجـود آن در هـر دو موتـور سـالم و معیوب است. علاوه بر آن تقریبا در تمام باند فرکانسی میتوانـد وجـود داشته باشد. برای حذف این نویز، سیگنال لرزش بـه بـازه‌هـای زمـانی یکسان تقسیم شده و برای هر بازه بـه صـورت جـدا پـردازش صـورت می‌گیرد. دلیل پنجره بندی زمـانی بـرای سـیگنال کـم کـردن حجـم پردازش و بالابردن سرعت است. ایده اصلی این کار بر اساس کار انجام شده در [۳۶] بوده است. از بازه بندی سیگنال برای هر پنجـره زمـانی، محاسبات روی هر پنجره با هدف به دست آوردن طیف فرکانسی انجام خواهد شد. برای حذف نویز از تبدیل فوریـه سـریع اسـتفاده شـد کـه در شکل ۲ سیگنال لرزش برداشت شده در انتهای درایـو، قبـل و بعد از استانه گذاری در موتور سالم و موتور معیوب آورده شده است. با توجه به وجود دامنه‌های بسیار ریز در هر دو نوع موتور سالم و معیـوب که نویز ذاتی موتور یا هر وسیله مکانیکی محسوب می‌شوند در کل باند فرکانسی با استفاده از آسـتانه گـذاری، دامنـه لـرزش‌هـای کمتـر از ۵ درصد حداکثر دامنه موجود در پنجره فرکانسی حذف شد. پس از ایـن پروسه با تبدیل فوریه معکوس دوباره سیگنال لرزش به حوزه زمان بـاز میگردد.



شکل ۲ : سیگنال لرزش برداشت شده در انتهای درایو، موتور سالم و موتور معیوب، قبل و بعد از آستانه گذاری

۳-۲- تبدیل موجک

در آخرین مرحله استخراج ویژگی پس از آنکه سـیگنال بـا اسـتفاده از تبدیل فوریه رفع نویز شد با استفاده از تبدیل موجک به اجزای اصـلی خود در حوزه زمان فرکانس تجزیه می‌شود. با توجـه بـه آنکـه تبـدیل موجک می‌تواند فرکانس متغیر با زمان را که در هنگام رخداد ایـراد در سیگنال لرزش وجود دارد بهتر از تبدیل‌های مرسوم مدل کند، انتظـار داریم با استفاده از تبدیل موجک بتوان ویژگی‌هـای مناسـب سـیگنال لرزش برای تفکیک موتور سالم از معیوب را استخراج کرد.

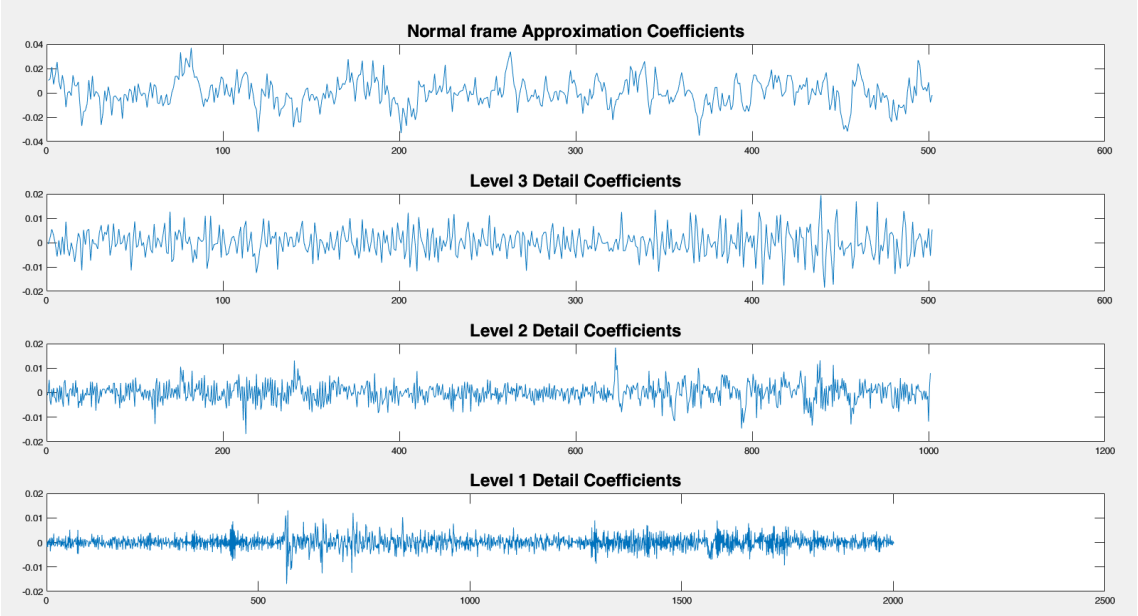


شکل ۱: فلوچارت روش پیشنهادی

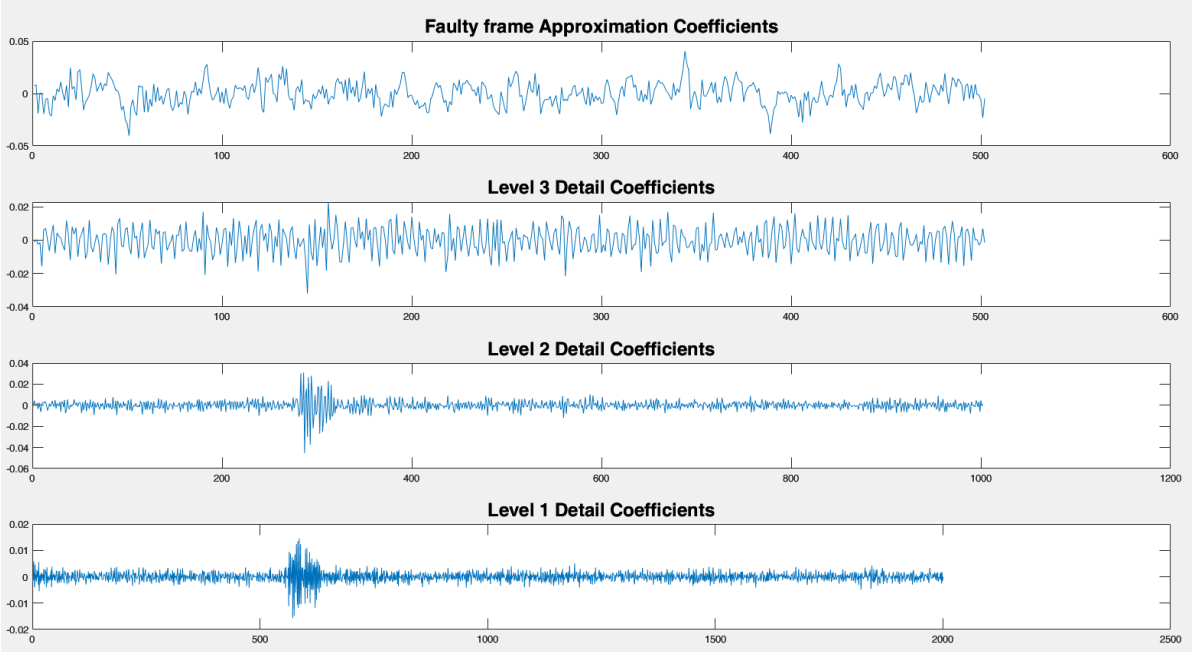
[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

اشکال ۳ و ۴ برای دو حالت موتور سالم و معیوب با استفاده از تبدیل موجک سیملت برای یک فریم زمانی با طول ۲۵ صدم ثانیه ترسیم شده است. همانطور که از شکل می‌توان دید موتور معیوب در یک نقطه خاص در کانال‌های ۳ و ۴ تبدیل موجک دامنه مشخص دارد در حالی که سیگنال لرزش موتور سالم در کل بازه فرکانسی دارای دامنه است.

بر اساس بررسی چشمی بین شکل ۳ و ۴ می‌توان دید سطوح ۱ و ۲ تبدیل موجک (دو نمودار پایین) در ضرایب جزئیات بین سیگنال موتور سالم و موتور معیوب تفاوت مشخصی دارند و دو کانال سطح ۳ و ضرایب تقریب عملاً اطلاعات مفیدی به ما نشان نمی‌دهد و دو سیگنال به هم شبیه‌اند.



شکل ۳: نمونه تبدیل موجک موتور سالم



شکل ۴: نمونه تبدیل موجک موتور معیوب

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

بر این اساس در استخراج ویژگی از سطوح ۱ و ۲ ضرایب جزییات استفاده شد و برای نوع ویژگی متغیر انرژی مد نظر قرار گرفت که در بازه‌های ۱۰۰ نمونه‌ای از دو سیگنال استخراج شد. در صورتی که به محورهای افقی دقت کنیم می‌توان دید دو نمودار آخر مجموعاً ۳۰۰۰ نمونه دارند که با در نظر گرفتن بازه ۱۰۰ تایی در محاسبه انرژی برای هر فریم ۰,۲۵ ثانیه ۳۰ ویژگی انرژی خواهیم داشت و به این ترتیب ورودی طبقه بند مرحله بعد، انرژی دسته‌های ۱۰۰ نمونه‌ای سطوح یک و دو جزئیات تبدیل موجک سیگنال لرزش است.

۳-۳- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یکی از الگوریتم‌های کلاسه‌بندی با نظارت است. مبنای کاری SVM دسته‌بندی داده‌ها بر اساس جداسازی صفحه‌ای است. در تقسیم داده‌ها SVM سعی می‌کند صفحه یا منحنی‌ای را انتخاب کند که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. این الگوریتم برای تفکیک دو کلاس از هم، یک صفحه را طوری قرار می‌دهد که بیشترین فاصله را از داده‌های مرزی دو کلاس داشته باشد. نزدیکترین داده‌های آموزش به این صفحه جدا کننده، بردار پشتیبان نامیده می‌شوند. الگوریتم SVM، جزء الگوریتم‌های تشخیص الگو دسته‌بندی می‌شود. از الگوریتم SVM، در هر جایی که نیاز به تشخیص الگو یا دسته‌بندی اشیا در کلاس‌های خاص باشد می‌توان استفاده کرد.

بطور کلی الگوریتم SVM، مراحل زیر را دنبال می‌کند:

۱- با فرض اینکه دسته‌ها بصورت خطی یا با منحنی‌هایی با توابع هندسی مشخص مانند دایره جداپذیر باشند، SVM ابرصفحه هائی با حداکثر حاشیه را بدست می‌آورد که دسته‌ها را جدا کنند.

۲- در مسایلی که داده‌ها بصورت خطی یا با منحنی‌هایی با توابع هندسی مشخص جداپذیر نباشند، داده‌ها به فضای با ابعاد بیشتر نگاشت پیدا می‌کنند تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید جدا نمود.

۳- در یک فرایند یادگیری که شامل دو کلاس می‌باشد، هدف SVM پیدا کردن بهترین تابع برای طبقه‌بندی می‌باشد به نحوی که بتوان اعضای دو کلاس را در مجموعه داده‌ها از هم تشخیص داد. معیار بهترین طبقه‌بندی به‌صورت هندسی مشخص می‌شود، برای مجموعه داده‌هایی که به‌صورت خطی قابل تجزیه هستند به‌طور حسی آن مرزی که به‌صورت بخشی از فضا تعریف می‌شود یا همان تفکیک بین دو کلاس بوسیله ابرصفحه تعریف می‌شود.

۴- دلیل اینکه SVM روی بزرگترین مرز تاکید می‌کند این است که مرز بیشتر، قابلیت عمومیت بخشیدن به الگوریتم را بهتر تامین می‌کند و کارایی طبقه‌بندی و دقت آن روی داده‌های آزمایشی بهتر می‌شود.

در روش پیشنهادی برای جداسازی موتور القایی سالم از موتور دارای ایراد یاتاقان با سیگنال لرزش موتور، از ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است.

۴- شبیه سازی و نتایج

برای نشان دادن کارایی روش پیشنهادی کلیه مقایسات و شبیه سازی‌ها بر روی پایگاه داده CWRU [۳۵] صورت گرفته است. نرم افزار مورد استفاده متلب ویرایش 2020b بوده است.

۴-۱- پایگاه داده CWRU

این پایگاه داده یک پایگاه داده عمومی و قابل دانلود است. این پایگاه داده بر اساس یک کار پژوهشی در دانشگاه‌ها Case Western Reserve University آماده شده و تمامی سیگنال‌های ضبط شده از آن مربوط به لرزش موتورهای القایی نرمال و دارای ایرادات یاتاقان است. در این پایگاه داده سنسور لرزش در دو حالت انتهای درایو و انتهای فن نصب شده که محل نصب سنسورها در شکل ۴ به همراه ست آزمایشگاهی آورده شده است. داده‌ها در چهار دسته مختلف دسته بندی شده‌اند که به ترتیب در حالت‌های موتور نرمال، سنسور فن داده با فرکانس نمونه برداری48KHz ، سنسور درایو داده با فرکانس نمونه برداری 12KHzو سنسور درایو با فرکانس نمونه برداری 48KHz است. بجای بار در آزمایشات از یک موتور القایی دیگر استفاده شده است. برای ایجاد خطا از ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی استفاده شده که می‌تواند ایراداتی به قطر ۰,۰۰۷ تا ۰,۰۲۸ اینچ بر روی بلبرینگ‌ها ایجاد کند. مشخصات یاتاقان استفاده شده در این آزمایشات درجدول ۱ آورده شده است. عمق ایرادات متغیر در نظر گرفته شده و از بین اعداد ۰,۰۱۱، ۰,۰۵ و ۰,۱۵ اینچ است. جزئیات کامل ایرادات موجود در این پایگاه داده را می‌توان در [۳۴] پیدا کرد. لرزش با استفاده از شتاب سنج‌های نصب شده در انتهای درایو و فن برداشت شده است. این پایگاه داده فقط شامل لرزش موتور است و ویژگی دیگری را برداشت نکرده است. برای ورود اطلاعات به سیستم از یک برد سخت افزاری که به صورت مستقیم با نرم‌افزار متلب کوپل شده استفاده شده است. فرکانس نمونه برداری در این پایگاه داده 48/12KHz در نظر گرفته شده است. بار روی موتور هنگام برداشت داده‌ها بین ۰ تا ۳ اسب بخار متغیر بوده که این تغییر بار منجر به تغییر دور موتور شده است. در مجموع این پایگاه داده شامل ۱۶۱ برداشت است. اطلاعات مربوط به بلبرینگ‌ها در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱: مشخصات بلبرینگ‌های پایگاه داده CWRU

		قطر			قطر	
	نوع بلبرینگ	داخلی	خارجی	ضخامت	ساچمه	پد
انتهای درایو	6205-SKF	0.9843	2.0472	0.5906	0.3126	1.537
انتهای فن	6203-SKF	0.6693	1.5748	0.4724	0.2656	1.122

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

۲-۴- نتایج و بحث

• نتایج روش پیشنهادی

همانطور که در قسمت روش پیشنهادی گفته شد در پیاده‌سازی بازه‌های زمانی مورد پردازش قرار گرفته ۰,۲۵ ثانیه انتخاب شد. در زمینه طبقه بندی برای ماشین بردار پشتیبان ۴ کرنل مختلف متعارف مورد بررسی قرار گرفت که درصدهای بدست آمده در جداول مختلف آورده شده تا دلیل انتخاب کرنل RBF مشخص شود. در جدول ۲ تعداد نمونه‌های آموزش و آزمایش با فرض بازه زمانی۰,۲۵ ثانیه‌ای و تعداد درست تشخیص داده شده هر یک با روش پیشنهادی و با کرنل RBF گزارش شده است.

در مورد اعداد گزارش شده در جدول ۲ لازم به توضیح است به دلیل آنکه بر اساس بررسی انجام شده تعداد نمونه‌های ایراد دار از تعداد نمونه‌های سالم بسیار بیشتر بود و عملاً عدم توازن داده وجود داشت در هنگام آموزش نسبت انتخاب تعداد داده‌های آموزش و آزمایش از داده‌های کلاس سالم و معیوب متفاوت انتخاب شد. به این مفهوم که از داده‌های سالم ۷۰ درصد و از داده‌های معیوب ۱۵ درصد در پروسه آموزش و مابقی در پروسه آزمایش مورد استفاده قرار گرفت. به این ترتیب همانطور که در جدول ۳ می‌توان دید تعداد داده‌های آموزش برای نمونه‌های سالم و معیوب دارای ترکیب نسبتا قابل قبول بوده و از عدم توازن بسیار بالای اولیه خبری نیست. نتیجه این ایجاد توازن در داده‌های آموزش به صورت کامل در درصد درستی مرحله تست خود را نشان داده است. در جدول ۲، نتایج شبیه سازی با طبقه بند SVM با کرنل RBF آورده شده است.

جدول ۲: تعداد کل نمونه‌های آزمایش و آزمایش و تعداد درست تشخیص داده شده برای بازه زمانی۰,۲۵ ثانیه

درصد درستی		تعداد داده					
آزمایش	آموزش	کل نمونه ها	آموزش	آزمایش		محل سنسور	نوع ایراد
99.3	99	140	98	42	سالم	انتهای درایو	رینگ داخلی
		1516	227	1289	معیوب		
98.3	98	140	98	42	سالم	انتهای فن	
		1356	203	1153	معیوب		
98	98.7	140	98	42	سالم	انتهای درایو	ساچمه
		1540	231	1309	معیوب		
97.9	98.6	140	98	42	سالم	انتهای فن	
		1380	207	1173	معیوب		
99.3	98.1	140	98	42	سالم	انتهای درایو	رینگ خارجی-مرکز
		1140	171	969	معیوب		
99.1	97.7	140	98	42	سالم	انتهای فن	
		1140	171	969	معیوب		
99.3	98.8	140	98	42	سالم	انتهای درایو	رینگ خارجی-عمود
		1020	153	867	معیوب		
	98.8	140	98	42	سالم	انتهای فن	
		1020	153	867	معیوب		
99.1	98.5	140	98	42	سالم	انتهای درایو	رینگ خارجی-مخالف
		740	111	629	معیوب		
98.9	98.5	140	98	42	سالم	انتهای فن	
		740	111	629	معیوب		

• بحث و مقایسه با تحقیقات جدید

در [29] چهار روش مختلف مبتنی بر ویژگی‌های آنتروپی با یکدیگر در پایگاه داده CWRU مقایسه شده‌اند. فرم گزارش گیری در این مقاله با روش پیشنهادی تفاوت دارد اما به عنوان مقایسه در حالت کلی درصد درستی روش پیشنهادی در مجموعه کل داده‌ها در روش پیشنهادی نسبت به بهترین پاسخ [29] برابر بوده است. این موضوع از آن جهت حائز اهمیت است که با بررسی ویژگی‌های استخراج شده در [29] و مقایسه آن‌ها با ویژگی پیشنهادی می‌توان دید ویژگی پیشنهادی در این کار نسبت به کم محاسبه ترین ویژگی پیشنهاد شده در مرجع [29] که مجموعه‌ای از ویژگی‌های زمان-فرکانسی است بسیار سریع تر است است و عملاً از منظر محاسباتی روش ما بهتر و از نظر درصد درستی روش پیشنهادی ما برابر با این مرجع است.

مرجع [31] با استفاده از یادگیری عمیق توانسته به کارایی در حدود دو درصد بهتر از روش پیشنهادی دست یابد که با توجه به پیچیدگی ساختار پیشنهادی در [31] و پروسه آموزش بسیار زمان بر، روش ما با حجم محاسبات بسیار اندک و سرعت یادگیری و به روز رسانی بسیار مناسب تر اولویت دارد. مرجع [32] نیز از یک روش یادگیری عمیق کمک گرفته و درصد درستی آن ۱۰۰ درصد بوده است. با توجه به شرایط در نظر گرفته هنگام آموزش شبکه و نحوه ارزیابی پیشنهادی، درستی گزارش شده در [32] کمی اغراق آمیز به نظر می‌رسد با این حال روش پیشنهادی در این تحقیق با حجم بسیار پایین تر محاسبات توانسته به کارایی ۹۹ درصد دست یابد که عملاً در مقایسه با کارایی ادعا شده در [32] مناسب به نظر می‌رسد. به عنوان آخرین مقایسه [38] با استفاده از یادگیری عمیق و در طی پروسه آموزش بسیار خاص بدقت تقریباً ۱,۵ درصد کمتر از روش پیشنهادی رسیده که بیانگر مناسب بودن رویکرد در نظر گرفته شده است. علاوه بر آن هیچ یک از مراجع فوق الذکر به عدم توازن داده‌ها توجه نکرده و درصد داده‌های استفاده شده در پروسه آموزش و آزمایش آن‌ها از روش پیشنهادی بسیار بالاتر است.

۵- نتیجه گیری و پیشنهادات

با توجه به آنکه با پیشرفت سیستم‌های محاسباتی و الگوریتم‌های یادگیری عمیق طبقه بندی‌های گوناگونی برای تشخیص ایراد یاتاقان موتور القایی با استفاده از سیگنال لرزش پیشنهاد شده اند، با این حال هنوز استفاده از از ویژگی‌های کار آمد و سیستم‌های سنتی تشخیصی

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

می تواند، منجر به ارائه الگوریتم‌های بسیار کارآمد و موثر درتشخیص ایراد شود. با توجه به این نکته، در این تحقیق یک روش مبتنی بر توزیع انرژی در بازه‌های فرکانسی مختلف در موتور القائی بر اساس سیگنال لرزش پیشنهاد شد که می‌تواند با استفاده از پنجره بندی زمانی یکسان و نرمال کردن طیف فرکانسی و تحلیل انرژی در قسمت‌های مختلف طیف سیگنال لرزش، ایراد یاتاقان موتور القایی را با سرعت بسیار بالا و با حداقل نمونه لازم برای یادگیری مشخص کند. روش پیشنهادی بر روی مجموعه‌ای از ایرادات یاتاقان بر روی یک پایگاه داده استاندارد بررسی و درصد درستی و سرعت بسیار بالای آن (هم از نظر یادگیری و هم از نظر محاسبه ویژگی ها) با اخرین روش‌های موجود مقایسه و کارایی آن اثبات شد. به عنوان پیشنهادات آتی می‌توان به رویکرد آموزش شبکه عصبی عمیق با تبدیل موجک به عنوان یک پیشنهاد مناسب نگاه کرد. علاوه بر آن بررسی تاثیر انواع مختلف توابع موجک مادر و درجه آنها در درستی جواب می‌تواند یک پیشنهاد مناسب محسوب شود. تحلیل وابستگی جواب به درصد آموزش و آزمایش نیز از جمله رویکردهایی است که می‌تواند مد نظر قرار گیرد.

مراجع

[1] Sikder, Niloy, Abu Shamim Mohammad Arif, MM Manjurul Islam, and Abdullah-Al Nahid. "Induction Motor Bearing Fault Classification Using Extreme Learning Machine Based on Power Features." Arabian Journal for Science and Engineering (2021): 1-17.

[2] Neupane, Dhiraj, and Jongwon Seok. "Deep Learning-Based Bearing Fault Detection Using 2-D Illustration of Time Sequence." In 2020 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), pp. 562-566. IEEE, 2020.

[3] Kumar, Prashant, and Ananda Shankar Hati. "Convolutional neural network with batch normalisation for fault detection in squirrel cage induction motor." IET Electric Power Applications (2021).

[4] Principi, Emanuele, Damiano Rossetti, Stefano Squartini, and Francesco Piazza. "Unsupervised electric motor fault detection by using deep autoencoders." IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica 6, no. 2 (2019): 441-451.

[5] Yassa, N., M. Rachek, and H. Houassine. "Motor current signature analysis for the air gap eccentricity detection in the squirrel cage induction machines." Energy Procedia 162 (2019): 251-262.

[6] Drakaki, Maria, Yannis L. Karnavas, Panagiotis Tzionas, and Ioannis D. Chasiotis. "Recent Developments Towards Industry 4.0 Oriented Predictive Maintenance in Induction Motors." Procedia Computer Science 180 (2021): 943-949.

[7] Gangsar, Purushottam, and Rajiv Tiwari. "Signal based condition monitoring techniques for fault detection and diagnosis of induction motors: A state-of-the-art review." Mechanical Systems and Signal Processing 144 (2020): 106908.

[8] Rocha, Erick Melo, WalterBarra Junior, Kevin E. Lucas, Carlos Tavares da Costa Júnior, José Gracildo de Carvalho Júnior, Renan Landau Paiva de Medeiros, and Fabrício Gonzalez Nogueira. "A fuzzy type-2 fault detection methodology to minimize false alarm rate in induction motor monitoring applications." Applied Soft Computing 93 (2020): 106373.

[9] Zamudio-Ramirez, Israel, Roque A. Alfredo Osornio-Rios, Jose Alfonso Antonino-Daviu, Hubert Razik, and Rene de Jesus Romero-Troncoso. "Magnetic Flux Analysis for the Condition Monitoring of Electric Machines: A Review." IEEE Transactions on Industrial Informatics (2021).

[10] Park, Yonghyun, Hanchun Choi, Sang Bin Lee, and Konstantinos N. Gyftakis. "Search Coil-Based Detection of Nonadjacent Rotor Bar Damage in Squirrel Cage Induction Motors." IEEE Transactions on Industry Applications 56, no. 5 (2020): 4748-4757.

[11] Zarei, Jafar, Elham Kowsari, and Roozbeh Razavi-Far. "Induction motors fault detection using square-root transformed cubature quadrature Kalman filter." IEEE Transactions on Energy Conversion 34, no. 2 (2018): 870-877.

[12] Khanjani, Majid, and Mehdi Ezoji. "Electrical fault detection in three-phase induction motor using deep network-based features of thermograms." Measurement 173 (2021): 108622.

[13] Tariq, Muhammad Faraz, Abdul Qayyum Khan, Muhammad Abid, and Ghulam Mustafa. "Data-driven robust fault detection and isolation of three-phase induction motor." IEEE Transactions on Industrial Electronics 66, no. 6 (2018): 4707-4715.

[14] Bazan, Gustavo Henrique, Paulo Rogério Scalassara, Wagner Endo, Alessandro Goedtel, Rodrigo Henrique Cunha Palácios, and Wagner Fontes Godoy. "Stator short-circuit diagnosis in induction motors using mutual information and intelligent systems." IEEE Transactions on Industrial Electronics 66, no. 4 (2018): 3237-3246.

[15] Panagiotou, Panagiotis A., Ioannis Arvanitakis, Neophytos Lophitis, Jose A. Antonino-Daviu, and Konstantinos N. Gyftakis. "A new approach for broken rotor bar detection in induction motors using frequency extraction in stray flux signals." IEEE Transactions on Industry Applications 55, no. 4 (2019): 3501-3511.

[16] Sadeghi, Reza, Haidar Samet, and Teymoor Ghanbari. "Detection of stator short-circuit faults in induction motors using the concept of instantaneous frequency." IEEE Transactions on Industrial Informatics 15, no. 8 (2018): 4506-4515.

[17] Stief, Anna, James R. Ottewill, Jerzy Baranowski, and Michal Orkisz. "A PCA and two-stage Bayesian sensor fusion approach for diagnosing electrical and mechanical faults in induction motors." IEEE Transactions on Industrial Electronics 66, no. 12 (2019): 9510-9520.

[18] Zhang, Shen, Bingnan Wang, Makoto Kanemaru, Chungwei Lin, Dehong Liu, Masahito Miyoshi, Koon Hoo Teo, and Thomas G. Habetler. "Model-based analysis and quantification of bearing faults in induction machines." IEEE Transactions on Industry Applications 56, no. 3 (2020): 2158-2170.

[19] Al-Musawi, Ammar K., Fatih Anayi, and Michael Packianather. "Three-phase induction motor fault detection based on thermal image segmentation." Infrared Physics & Technology 104 (2020): 103140.

[20] Choudhary, Anurag, Deepam Goyal, and Shimi Sudha Letha. "Infrared Thermography-Based Fault Diagnosis of Induction Motor Bearings Using Machine Learning." IEEE Sensors Journal 21, no. 2 (2020): 1727-1734.

[21] Jeffali, Faouaz, Abdelaziz Ouariach, Bachir El Kihel, and Abdelkarim Nougaoui. "Diagnosis of three-phase

[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

induction motor and the impact on the kinematic chain using non-destructive technique of infrared thermography." Infrared Physics & Technology 102 (2019): 102970.

[22] Juez-Gil, Mario, Juan José Saucedo-Dorantes, Álvar Arnaiz-González, Carlos López-Nozal, César García-Osorio, and David Lowe. "Early and extremely early multi-label fault diagnosis in induction motors." ISA transactions 106 (2020): 367-381.

[23] Xie, Ying, Peng Chen, Fei Li, and Haisong Liu. "Electromagnetic forces signature and vibration characteristic for diagnosis broken bars in squirrel cage induction motors." Mechanical Systems and Signal Processing 123 (2019): 554-572.

[24] Yaman, Orhan. "An automated faults classification method based on binary pattern and neighborhood component analysis using induction motor." Measurement 168 (2021): 108323.

[25] Hosseinpoor, Zahra, Mohammad Mehdi Arefi, Roozbeh Razavi-Far, Niloofar Mozafari, and Saeede Hazbavi. "Virtual Sensors for Fault Diagnosis: A Case of Induction Motor Broken Rotor Bar." IEEE Sensors Journal (2020).

[26] Hajary, Ali, Reza Kianinezhad, S. Gh Seifossadat, S. S. Mortazavi, and Alireza Saffarian. "Detection and localization of open-phase fault in three-phase induction motor drives using second order rotational park transformation." IEEE Transactions on Power Electronics 34, no. 11 (2019): 11241-11252.

[27] Singh, Megha, and Abdul Gafoor Shaik. "Faulty bearing detection, classification and location in a three-phase induction motor based on Stockwell transform and support vector machine." Measurement 131 (2019): 524-533.

[28] Klausen, Andreas, and Kjell G. Robbersmyr. "Cross-correlation of whitened vibration signals for low-speed bearing diagnostics." Mechanical Systems and Signal Processing 118 (2019): 226-244.

[29] Li, Yongbo, Xianzhi Wang, Shubin Si, and Shiqian Huang. "Entropy based fault classification using the Case Western Reserve University data: A benchmark study." IEEE Transactions on Reliability 69, no. 2 (2019): 754-767.

[30] Zhang, Shen, Shibo Zhang, Bingnan Wang, and Thomas G. Habetler. "Deep learning algorithms for bearing fault diagnostics—A comprehensive review." IEEE Access 8 (2020): 29857-29881.

[31] Li, Xiang, Wei Zhang, Qian Ding, and Jian-Qiao Sun. "Intelligent rotating machinery fault diagnosis based on deep learning using data augmentation." Journal of Intelligent Manufacturing 31, no. 2 (2020): 433-452.

[32] Zhang, Jiangquan, Sun Yi, G. U. O. Liang, G. A. O. Hongli, H. O. N. G. Xin, and S. O. N. G. Hongliang. "A new bearing fault diagnosis method based on modified convolutional neural networks." Chinese Journal of Aeronautics 33, no. 2 (2020): 439-447.

[33] Li, Xiang, Wei Zhang, Qian Ding, and Xu Li. "Diagnosing rotating machines with weakly supervised data using deep transfer learning." IEEE transactions on industrial informatics 16, no. 3 (2019): 1688-1697.

[34] Neupane, Dhiraj, and Jongwon Seok. "Bearing fault detection and diagnosis using case western reserve university dataset with deep learning approaches: A review." IEEE Access 8 (2020): 93155-93178.

[35] "The case western reserve university bearing data center website.bearing data center test seeded fault test data." [Online]. Available: http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file

[36] Boudiaf, Adel, Abdelkrim Moussaoui, Amine Dahane, and Issam Atoui. "A comparative study of various methods of bearing faults diagnosis using the case Western Reserve University data." Journal of Failure Analysis and Prevention 16, no. 2 (2016): 271-284.

[37] Rai, Akhand, and S. H. Upadhyay. "A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings." Tribology International 96 (2016): 289-306.

[38] Zhou, Funa, Shuai Yang, Hamido Fujita, Danmin Chen, and Chenglin Wen. "Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data." Knowledge-Based Systems 187 (2020): 104837.



شهریار شیردل در استان خراسان شمالی شهرستان بجنورد متولد شده است، (۱۳۷۰) ،که تحصیلات دانشگاهی خود را در مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد در رشته برق-قدرت در سال های ۸۹ تا ۹۵ گذرانده است و تحصیلات خود را درمقطع دکتری در رشته برق-الکترونیک در واحد بجنورد ادامه داده است. علاوه بر این او عضو انجمن علمی برق دانشگاه است. فعالیت‌های اجرایی، پژوهشی و علاقه‌مندی‌های ایشان در زمینه‌های انرژی‌های تجدید پذیر، موتورهای الکتریکی، شبکه‌های توزیع و فوق توزیع و... می‌باشد و ایشان در حال حاضر مدیر طراحی و اجرایی پروژه‌ها در شرکت سان الکتریک می‌باشد.



مزدک تیمورتاش لو در تهران متولد شده. تحصیلات دانشگاهی خود را در مقطع کارشناسی در دانشگاه فردوسی مشهد در رشته مهندسی برق قدرت (۱۳۸۱)، کارشناسی ارشد مهندسی برق-کنترل را در دانشگاه صنعتی شاهرود (۱۳۸۴) و دکترای مهندسی برق گنترل را در دانشگاه علوم و تحقیقات تهران(۱۳۹۴) سپری کرده است. فعالیت های پژوهشی و علاقه مندی ایشان در زمینه تشخیص خطا و سرومنشا خطا و انرژی های تجدید پذیر می باشد.



محمد محمدیون در استان سمنان شهرستان شاهرود متولد شده. تحصیلات دانشگاهی خود را در مقطع کارشناسی در دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی در رشته مهندسی

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

مکانیک (۱۳۸۰)کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی را در دانشگاه صنعتی امیرکبیر (۱۳۸۳) و دکترای مهندسی مکانیک را در دانشگاه فردوسی مشهد(۱۳۹۰) سپری کرده است. وی هم اکنون دانشیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد شاهرود می باشد. فعالیت های پژوهشی و علاقه مندی ایشان در زمینه انتقال حرارت معکوس، دینامیک سیالات محاسباتی، حل های تشابهی و انرژی های تجدید پذیر می باشد.



عبدالرضا علوی قره باغ در شاهرود متولد شده. تحصیلات دانشگاهی خود را در مقطع کارشناسی در دانشگاه فردوسی مشهد در رشته مهندسی برق مخابرات (۱۳۷۵)، کارشناسی ارشد مهندسی برق-مخابرات را در دانشگاه ارومیه (۱۳۸۳) و اکنون دانشجوی دکترای مهندسی برق مخابرات در دانشگاه سمنان است. فعالیت های پژوهشی و علاقه مندی ایشان در زمینه هوش مصنوعی و پردازش سیگنال می باشد.

[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023

A new approach for online bearing fault detection of induction motor based on vibration signal wavelet

Shahryar Shirdel[1], Mazdak Teimoortashloo[*2], Mohammad Mohammadiun[3], Abdorreza Alavi Gharahbagh[4]

1- PhD student, Department of Electrical Engineering, Bojnourd Branch, Islamic Azad University, Bojnourd, Iran,
*2- Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Bojnourd Branch, Islamic Azad University, Bojnourd, Iran, mazdak1978@bojnourdiau.ac.ir
3- Associate Professor, Department of Mechanical Engineering, Shahrood Branch, Islamic Azad University, Shahrood, Iran,
4- Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Shahrood Branch, Islamic Azad University, Shahrood, Iran

Abstract: Due to the widespread use of electric motors in various industries, checking the conditions and diagnosing its possible faults in the early stages is one of the most important goals of intelligent industrial monitoring equipment in modern factories. Bearings are one of the mechanical parts that often fail during operation. The mechanical faults of the electric motor show themselves as vibration in the motor, which can be used to diagnose the fault, especially in the early stages. In addition, noise in industrial environments usually has less impact on vibration because vibration is extracted directly from the motor body or its base. According to this explanation, in this research, a bearing fault detection method is proposed using wavelet transform of the vibration signal in induction motors, which can detect the defect with very high accuracy. The proposed method was implemented on two different databases using Matlab 2021. The obtained results, compared with the latest articles in this field, confirmed the effectiveness of proposed method based on criteria such as accuracy and correctness. In the meantime, the advantages of proposed method, such as high speed, low calculations and its robustness to noise, were also shown.

Keywords: Fault detection; Induction motor; Wavelet transform; Machine learning; Vibration signal.

[DOR: 20.1001.1.23222468.1402.12.2.5.6]
[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 12 - No. 2- Summer 2023