

عیب یابی بلبرینگ‌ها با استفاده از تبدیل موجک و ماشین بردار پشتیبان مورلت و مقایسه آنها با تجزیه مود تجربی

محمد حیدری^{۱*}

چکیده	اطلاعات مقاله
<p>در این مقاله، مقایسه‌ای بین روش‌های تجزیه حالت تجربی، تجزیه حالت تجربی دسته‌ای و تبدیل موجک پیوسته مورلت در تشخیص عیوب مختلف بلبرینگ‌ها انجام شده است. در همین راستا، از ماشین بردار پشتیبان با هسته موجک مورلت و استراتژی یکی در مقابل یکی که پارامترهای آن به کمک الگوریتم ژنتیک بهینه شده‌اند، جهت طبقه‌بندی عیوب بلبرینگ‌ها استفاده می‌شود. یک معیار انتخاب مقیاس بر اساس نسبت ماکزیمم انرژی نسبی به آنروپی رنی جهت تعیین مقیاس بهینه در آنالیز موجک استفاده می‌شود. همچنین، مقایسه‌ای بین عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجک بهینه و غیر بهینه نیز انجام شده است. سیگنال‌های ارتعاشی توسط یک بستر تست شبیه‌ساز عیوب بلبرینگ در وضعیت‌های مختلف از جمله حالت سالم، عیب در ساچمه، عیب در حلقه خارجی، عیب در حلقه داخلی و عیب ترکیبی بلبرینگ، توسط سنسورهای شتاب‌سنج جمع‌آوری می‌گردد. بعد از پردازش و تجزیه سیگنال‌ها به مؤلفه‌های فرکانسی آنها، چند ویژگی آماری از هر مؤلفه فرکانسی استخراج و بعنوان ورودی ماشین بردار پشتیبان، جهت تفکیک کلاس‌ها از یکدیگر مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین به منظور کاهش زمان و بهبود فرآیند تصمیم‌گیری در عیب‌یابی، با استفاده از روش یوتنس دسته‌بندی و ویژگی بهینه پارامترهای آماری ورودی ماشین بردار پشتیبان موجکی انتخاب می‌گردد. جهت ارزیابی طبقه‌بندی مجموعه داده‌ها از روش ارزیابی تقاطعی استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که تبدیل موجک پیوسته مورلت نسبت به دو روش دیگر در پردازش سیگنال‌ها می‌تواند عیوب بلبرینگ‌ها را با دقت بالاتری شناسایی کند.</p>	<p>نوع مقاله: پژوهشی دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۱/۳۱ بازنگری مقاله: ۱۴۰۱/۰۶/۰۹ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۶/۲۷</p> <p>واژگان کلیدی: تبدیل موجک، تجزیه مود تجربی، ماشین بردار پشتیبان موجکی، الگوریتم ژنتیک.</p>

۱-مقدمه

بلبرینگ‌های آن می‌باشد [۱]. در مرجع [۲] بیان شده است که یکی از دلایل مهم خرابی گیربکس‌های توربین بادی ناشی از بلبرینگ‌های آن است. در اسپیندل‌ها، عیوب بلبرینگ عملکرد موتور را در سرعت و بارگذاری‌های زیاد تحت تاثیر قرار می‌دهد [۳]. عیوب بلبرینگ ممکن است باعث افزایش ارتعاشات در ماشین‌آلات شود بنابراین اندازه‌گیری ارتعاشات بطور گسترده‌ای در تشخیص عیوب بلبرینگ‌های تجهیزات دوار مورد استفاده قرار می‌گیرد [۴]. در همین راستا، به کار بردن تکنیک‌های قابل اعتماد و کارا

صنایع پیشرفته امروزی سعی می‌کنند که به تولید بیشتر و با کیفیت‌تر به همراه قابلیت اعتماد بالاتری از ماشین‌آلات برسند. بلبرینگ‌ها از قطعات مهم است که در بیشتر تجهیزات دوار مانند گیربکس‌ها، فن‌ها، توربین‌ها و موتورهای الکتریکی مورد استفاده قرار می‌گیرند. خرابی بلبرینگ‌ها دارای سهم مهم در عملکرد نامناسب و از کار افتادگی تجهیزات دوار است. بر اساس یک تحقیق حدود چهل درصد عیوب موتورهای الکتریکی ناشی از خرابی

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: muhamad_heidary@yahoo.com

۱. استادیار، گروه مهندسی مکانیک، واحد الیگودرز، دانشگاه آزاد اسلامی، الیگودرز، ایران.

در توصیف وضعیت سیستم و تشخیص زود هنگام نشانه‌های خرابی از اهمیت بالایی برخوردار است. آنالیز سیگنال‌های ارتعاشات یکی از روش‌های مناسب در تشخیص عیوب در یاتاقان‌ها می‌باشد. هر عیب در یاتاقان‌ها باعث می‌شود تا سطح دامنه ارتعاشات و طیف فرکانسی آن تغییر کند. هدف از پردازش سیگنال، بدست آوردن اطلاعات مهم غیر قابل استخراج از سیگنال اولیه قابل است. روش‌های پردازش سیگنال متعددی برای عیب‌یابی وجود دارد. این روش‌ها بر اساس تحلیل در حوزه زمان و فرکانس به سه دسته‌ی تحلیل در حوزه‌ی زمان، تحلیل در حوزه فرکانس و تحلیل در حوزه زمان-فرکانس قابل دسته‌بندی می‌باشد. روش‌های حوزه زمان به دلیل شفافیت زمانی و سادگی مورد توجه بوده ولی نمی‌توانند به تنهایی تمامی اطلاعات سودمند سیگنال را در اختیار قرار دهند. روش‌های حوزه فرکانس می‌توانند اطلاعات مفیدی را در اختیار قرار داده و نسبت به روش‌های حوزه زمان برتری بیشتری دارند [۵]. به دلیل تغییرات سیگنال‌های ارتعاشی ماشین‌های دوار و غیر ایستا بودن آنها، نمی‌توان از تفسیر اطلاعات زمانی یا فرکانسی آنها به‌خوبی برای تعیین نوع، محل و زمان عیب، بهره برد. در پاره‌ای از مواقع این تغییرات به‌گونه‌ای بوده که نیاز به پردازش‌های غیرخطی نیز وجود خواهد داشت. از جمله مزایای پردازش سیگنال در حوزه زمان-فرکانس می‌توان به دسترسی همزمان به اطلاعات فرکانسی و زمانی یک سیگنال، توانایی پردازش سیگنال‌های ناپایدار، امکان دسترسی به باندهای فرکانسی مختلف و توانایی تشخیص بخش‌های فرکانس بالای زودگذر اشاره نمود [۶]. روش تجزیه حالت تجربی توسط هوانگ^۱ و همکاران معرفی گردید [۷]. با اعمال این روش، می‌توان هر سیگنال را به تعدادی تابع حالت ذاتی تجزیه و از آنها در پردازش سیگنال‌های غیرخطی و غیر ایستا استفاده نمود. از جمله مزایای روش تجزیه حالت تجربی، امکان تعیین فرکانس لحظه‌ای سیگنال ترکیب این روش با تبدیل هیلبرت است. اگر چه روش تجزیه حالت تجربی، یکی از قدرتمندترین روش‌های پردازش سیگنال است، ولی مشکلاتی از قبیل پدیده اختلاط حالت‌ها و نداشتن معیار توقف قوی در فرآیند غربال را دارا می‌باشد. جهت رفع برخی از مشکلات روش تجزیه حالت تجربی، ایده‌ی اضافه کردن نویز گوسی

جزیی مطرح شد [۸]. همچنین، جهت رفع مشکل اختلاط حالت‌ها، روش تجزیه حالت تجربی دسته‌ای ابداع گردید [۹]. از این روش نیز به طور گسترده‌ای در عیب‌یابی بخش‌های مختلف ماشین‌های دوار استفاده می‌شود که از جمله آن می‌توان به عیب‌یابی یاتاقان‌ها [۱۰ و ۱۱]، عیب‌یابی روتورها [۱۲] و عیب‌یابی چرخ‌دنده‌ها [۱۳] اشاره نمود. تبدیل موجک از دیگر روش‌های پردازش سیگنال در حوزه زمان-فرکانس است [۱۴]. تبدیل موجک یک آنالیز زمان-فرکانس است که می‌تواند به درستی رفتار محلی را توصیف نماید. در این روش محتوای فرکانسی سیگنال می‌تواند بدون از دست دادن اطلاعات اساسی زمان-فرکانس مورد آنالیز قرار گیرد. از تبدیلات موجک برای ارائه یک مدل هوشمند قطعه بندی جهت شناسایی همپوشانی سلولی در تصاویر دیجیتال مبتنی بر منطق فازی جهت شناسایی سرطان معده استفاده شد [۱۵]. به منظور بهبود سیستم پایش سلامت سازه در شناسایی محل ترک‌های ریز تیر از تبدیل موجک و فیلتر دیجیتال کمک گرفته شد [۱۶]. از تبدیل موجک جهت تشخیص نویسنده از دست‌خط‌های برون خط مستقل از زبان نوشتاری مبتنی بر بافت با بهره‌گیری در محیط دو زبانه فارسی - انگلیسی نیز استفاده شد [۱۷].

از تبدیلات موجک برای آنالیز ارتعاشات چرخنده و عیب‌یابی آن استفاده شده است و محققان به این نتیجه رسیده‌اند که تبدیل موجک قادر است همزمان خرابی مکانیکی بدوی و انواع مختلف عیب را کشف نماید [۱۸-۲۰]. هونگ و همکاران [۲۱] روش یادگیری انتقال عمیق تطبیقی را برای عیب‌یابی بلبرینگ‌ها مورد استفاده قرار دادند. روش ارائه شده با دو مجموعه از داده‌های ارتعاشی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج اثربخشی و پایداری آن را در عیب‌یابی بلبرینگ‌ها نشان داده شد.

امروزه، یادگیری عمیق یکی از علاقمندی‌های محققان در یادگیری ماشینی است. یادگیری عمیق به منظور عیب‌یابی هوشمند بلبرینگ‌ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج کارآمدی این روش را در عیب‌یابی بلبرینگ‌ها نشان داد [۲۲]. زهانگ و همکاران [۲۳] یک روش عیب‌یابی جدید بلبرینگ را بر اساس شبکه عصبی کانولوشن بهبود یافته ارائه نمودند. اثر این روش با داده‌های بلبرینگ مورد تایید قرار گرفت. همچنین اثرات شرایط بارگذاری و تعداد

¹ Huang

نیز به تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از این پژوهش پرداخته شده است. در بخش آخر هم نتایج و پیشنهادات آورده شده است.

۲- تئوری‌ها و روش‌های پردازش سیگنال

به منظور پیش پردازش سیگنال‌های ارتعاشی غیر ایستا از تکنیک نمونه برداری مجدد در بازه زاویه‌ای ثابت استفاده می‌گردد. سپس ضرایب موجک استخراج می‌گردد. در روش نمونه برداری مجدد زاویه‌ای یا روش محاسبه تعقیب مرتبه، داده‌ها در بازه‌های یکسان به کمک سخت افزارهای متداول دریافت شده و سپس این سیگنال مجدداً بر اساس بازه‌های یکسان زاویه محور دوران به کمک اطلاعاتی که سنسور تاکومتر در اختیار می‌گذارد، نمونه برداری می‌شود. برای نمونه برداری در محور زمان، فرض می‌شود که محور با شتاب زاویه‌ای ثابت دوران نماید [۲۷].

۲-۱- تجزیه حالت تجربی

با استفاده از روش تجزیه حالت تجربی^۴، هر سیگنال به مجموعه‌ای از توابع تک مولفه‌ای به نام توابع حالت ذاتی، تجزیه خواهد شد. یک تابع حالت ذاتی، مشابه یک تابع هارمونیک است، با این تفاوت که مانند یک تابع هارمونیک دارای دامنه و بسامد ثابت نبوده، بلکه بسامدهای گوناگونی با دامنه‌های متفاوت دارد. در مرجع ۷ با جزئیات کامل در رابطه با این روش پردازش سیگنال توضیح داده شده است [۷].

۲-۲- تجزیه حالت تجربی دسته‌ای

روش تجزیه حالت تجربی قادر به جداسازی حالت‌ها با فاصله فرکانسی و دامنه مشخصی می‌باشد. به عنوان مثال در دامنه برابر، فرکانس تابع حالت ذاتی دوم، حداکثر می‌تواند حدود نصف فرکانس تابع حالت ذاتی اول باشد. برای حل این مشکل، روش تجزیه حالت تجربی دسته‌ای^۵ با ایده اضافه کردن نویز سفید در تمام مراحل تجزیه سیگنال معرفی شد. این کار پدیده اختلاط حالت‌ها را به طور موثری از بین خواهد برد. جهت عمومیت بخشیدن به این ایده، نویز بارها و بارها به سیگنال‌های ورودی اضافه می‌شود. اگرچه اضافه کردن نویز ممکن است منجر به نسبت سیگنال به نویز کمتر شود ولی همین نویز سفید اضافه شده با توزیع یکنواخت، می‌تواند به طور موثری

داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش ارائه شده موثر و برای تشخیص عیب بیرینگ به زمان کمتری نیازی دارد. وانگ و همکاران [۲۴] لقی زاویه‌ای و شکستگی قفسه بیرینگ‌ها ناشی از ارتعاشات محور بیرینگ را مورد بررسی قرار دادند. ابتدا از مدل ۵ درجه آزادی غیر خطی، نیروهای بیرینگ مدل سازی شد. سپس از اجزای محدود به منظور تجزیه و تحلیل این مدل مورد استفاده قرار گرفت. از مدل دینامیکی یک بال بیرینگ شیار عمیق به منظور ارزیابی و عیب یابی استفاده شد. نتایج در شناسایی عیوب لقی بیرینگ و شکستگی قفسه بیرینگ اثر بخشی خود را نشان داد.

کاربرد روش تبدیل موجک تجربی به منظور نویز زدایی برای عیب یابی بیرینگ‌ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که این روش در تشخیص اولیه و زود هنگام عیوب در بیرینگ‌ها به نسبت روش مود تجربی دارای کارایی بهتری بود [۲۵].

چن و همکاران [۲۶] عیب یابی بیرینگ‌ها را بر اساس مدل چند مقایسه شبکه عصبی کانولوشن و حافظه کوتاه مدت مورد بررسی قرار دادند. آزمایشات نشان داد که روش ارائه شده به دقت ۹۸/۴۶ درصد در عیب یابی بیرینگ‌ها رسید.

با توجه به اینکه عیوب بیرینگ، در ابتدا به صورت کوتاه و گذرا در سیگنال ظاهر می‌شود، به همین دلیل در این مقاله از روش‌های حوزه زمان-فرکانس جهت شناسایی زود هنگام این عیوب استفاده شده است. در همین راستا مقایسه‌ای بین روش‌های تجزیه حالت تجربی، تبدیل موجک پیوسته^۱ و تجزیه حالت تجربی دسته‌ای در عیب‌یابی بلبرینگ‌ها انجام شده است. با توجه به تفاوت میان وضعیت سالم و عیوب مختلف، نیاز به تفکیک این کلاس‌ها از یکدیگر وجود خواهد داشت. برای این منظور از ماشین بردار پشتیبان موجک بهینه شده با الگوریتم ژنتیک^۲ و استراتژی یکی در مقابل یکی^۳ جهت طبقه‌بندی کلاس‌ها از یکدیگر استفاده شده است. در بخش دوم، تئوری روش‌های مورد استفاده در این پژوهش بیان شده است. در بخش سوم، بستر تست شبیه ساز عیوب بلبرینگ توضیح داده شده است. در بخش چهارم، بحث و بررسی ناشی از روش ارائه شده بیان شده است. در بخش پنجم

^۴ Empirical Mode Decomposition (EMD)

^۵ Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD)

^۱ Continuous wavelet transform (CWT)

^۲ Genetic Algorithm (GA)

^۳ One against one

که f_b پارامتر پهنای باند و f_c فرکانس مرکزی موجک است. از جعبه ابزار تبدیل موجک نرم افزار متلب در این مقاله استفاده شده است.

۲-۴- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان، یک ماشین یادگیری فراگیر می‌باشد [۲۰]. برای نگاشت کرنل، تابع کرنل باید شرط مرسر^۱ [۳۰] را ارضا کند. کرنل موجک [۳۱] یک هسته قابل قبول در این حوزه می‌باشد. در اینجا کرنل موجک همان تابع موجک چند بعدی می‌باشد. بنابراین هدف ماشین‌های بردار پشتیبان موجکی پیدا کردن تخمین و طبقه‌بندی بهینه در فضای ایجاد شده توسط موجک‌های چند بعدی، با هسته‌های موجک می‌باشد. تابع موجک مولت را می‌توان همانند معادله شماره ۴ تعریف کرد.

$$\psi(x) = \cos(\omega_0 x) e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (4)$$

با موجک مادر [۳۲] و فاکتور کشیدگی a اگر $x, \hat{x} \in R^N$ باشد تابع کرنل هسته موجک تغییرناپذیر با انتقال این موجک مادر به صورت معادله (۵) است.

$$\begin{aligned} k(x, \hat{x}) &= \prod_{i=1}^N \psi\left(\frac{x_i - \hat{x}_i}{a_i}\right) \\ &= \prod_{i=1}^N \left(\cos(\omega_0 \frac{x_i - \hat{x}_i}{a_i}) \exp\left(-\frac{\|x_i - \hat{x}_i\|^2}{2a_i^2}\right) \right) \end{aligned} \quad (5)$$

که یک هسته بردار پشتیبان قابل قبول [۳۲] می‌باشد. تابع تصمیم برای طبقه‌بندی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} f(x) &= \operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^m w_i \prod_{j=1}^N (\cos(\omega_0 \frac{x_j - x_j^i}{a_j^i}) \exp\left(-\frac{\|x_j - x_j^i\|^2}{2(a_j^i)^2}\right)) + b\right) \end{aligned} \quad (6)$$

x_j^i مقدار ویژگی j ام در نمونه i ام می‌باشد. بدین ترتیب بر اساس تابع کرنل موجک مولت یک روش یادگیری جدید بدست می‌آید که ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل موجک مولت نامیده می‌شود. در هر کدام از توابع تصمیم‌گیری که بیان شدند، به تعداد $m \times n$ پارامتر نیاز است، که باید تعیین شوند.

برای ایجاد سادگی، تمام پارامترها برابر در نظر گرفته

فرآیند تجزیه به روش تجزیه حالت تجربی را تسهیل می‌کند. مقادیر کم نسبت سیگنال به نویز، نه تنها تأثیری بر روش تجزیه ندارد بلکه به طور قابل ملاحظه‌ای پدیده اختلاط حالت‌ها را از بین می‌برد [۹]. روش تجزیه حالت تجربی دسته‌ای در مرجع [۹] به خوبی بیان شده است. برای اینکه تجزیه حالت تجربی دسته‌ای به خوبی عمل کند، دامنه نویز اضافه شده می‌بایست خیلی کوچک انتخاب نشود. سپس بارها آزمایش با مقادیر مختلف این دو پارامتر، زمانی که تعداد تلاش‌های دسته را ۱۰۰ و دامنه نویز اضافه شده را ۰/۲ در نظر گرفته شد، انجام گردید و نتایج رضایت‌بخشی بدست آمد [۲۸]. به همین خاطر در این پژوهش نیز، دو پارامتر دامنه نویز اضافه شده و تعداد تلاش‌های دسته، به ترتیب ۰/۲ و ۱۰۰ در نظر گرفته می‌شود.

۲-۳- تبدیل موجک پیوسته

تبدیل موجک پیوسته به صورت رابطه زیر برای سیگنال $x(t)$ تعریف می‌شود:

$$W_\psi(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \bar{\psi}_{a,b}(t) dt \quad (1)$$

که در آن

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

در رابطه (۲)، $a, b \in R$ و $a \neq 0$ بوده و a و b به ترتیب مقیاس و انتقال نامیده می‌شود. عبارت $a^{-\frac{1}{2}}$ برای نرمالیزه کردن انرژی در مقیاس‌های مختلف است. مقیاس‌های بزرگ یک سیگنال، تقریب آن را نشان می‌دهد در حالی که مقیاس‌های کوچک سیگنال جزئیات آن را نشان می‌دهد. بنابراین از مقیاس بزرگ به کوچک رفتن به معنای زوم کردن است. در رابطه (۲)، $\psi(t)$ موجک مادر (هسته) نامگذاری شده و $\bar{\psi}_{a,b}(t)$ مزدوج مختلط $\psi(t)$ بوده و موجک دختر خوانده می‌شود. یکی از رایج‌ترین موجک‌ها که در عبی‌یابی بلبرینگ‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد، موجک مولت می‌باشد که فرم مختلط این موجک در معادله (۳) نشان داده شده است [۲۹].

$$\psi_M(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} e^{j2\pi f_c t} e^{-\frac{t^2}{f_b}} \quad (3)$$

¹ Mercer

این مقاله از جعبه ابزار نرم افزار متلب جهت الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. روند استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک به صورت زیر می‌باشد:

(الف) معرفی جواب‌های مسئله به عنوان کروموزوم

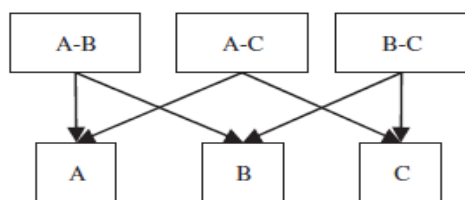
(ب) معرفی تابع برازندگی

(ج) جمع‌آوری اولین جمعیت

(د) معرفی عملگرهای انتخاب

(ه) معرفی عملگرهای تولید مثل [۳۳]

به این ترتیب از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی پارامترها بهره گرفته شده است. برای هر نسل الگوریتم ژنتیک ۲۰ کروموزوم در نظر گرفته شده که هر کروموزوم دارای ۲ قسمت می‌باشد که هر قسمت شامل ۱۷ بیت بودند.



شکل ۱ - مثالی از تقریب یکی در مقابل یکی

پارامتر C (محدوده‌ی: ۰-۱۰۰۰۰۰) و پارامتر کرنل (محدوده‌ی: ۰.۸-۱) را نشان می‌دادند. تابع برازندگی مورد استفاده که کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک در جهت رشد آن حرکت می‌کنند، نیز صحت خروجی طبقه‌بندی‌کننده بوده که باید در هر نسل برای تمام کروموزوم‌ها محاسبه گردد. برای خاتمه اجرای الگوریتم نیز دو شرط زیر قرار داده شد که برآورده شدن هر کدام موجب توقف الگوریتم می‌شد. این دو شرط عبارت بودند از: شرط اول: تولید ۲۰۰ نسل بدون ایجاد بهبودی در کروموزوم و شرط دوم: تولید ۵۵۰ نسل در الگوریتم.

۲-۶- استفاده از روش یوتنس برای انتخاب دسته‌ویژگی بهینه

یکی از روش‌های انتخاب دسته‌ویژگی مناسب بر اساس طبقه‌بندی‌کننده، روش یوتنس^۱ می‌باشد. با اینکه این روش ویژگی‌ها را در حالت تک‌تک ارزیابی می‌کند، عملکرد مناسبی را در این زمینه نشان داده است. در این روش ابتدا بر مبنای کل ویژگی‌های موجود طبقه‌بندی انجام می‌شود. در قدم بعدی برای هر ویژگی، مقدار متوسط محاسبه

می‌شوند یعنی $a_i = a$ ، به طوری که تعداد پارامترها یک می‌شود [۲۵] و پارامتر a در کرنل مورلت با روش ارزیابی تقاطعی بدست می‌آید. بنابراین در ماشین بردار پشتیبان با کرنل مورلت تنها دو پارامتر تنظیم شونده (C, a) وجود دارد. ماشین بردار پشتیبان حاشیه سخت، اجازه هیچگونه تخطی را به داده‌ها نداده، در حالی که در اکثر مواقع، تعدادی داده پرت وجود خواهد داشت که از مرز خود تخطی کرده و تفکیک کامل را غیر ممکن ساخته‌اند. برای حل این مشکل از پارامتر تخطی ξ و نیز پارامتر جریمه C استفاده می‌شود. این روش، ماشین بردار پشتیبان حاشیه نرم نامیده می‌شود.

۲-۴-۱ استراتژی یکی در مقابل یکی

در این روش هر ماشین بردار پشتیبان برای تمایز یک کلاس در مقابل یک کلاس دیگر آموزش می‌بیند. در مجموعه آموزشی داده‌های کلاس مورد نظر برچسب +۱ و به کلاس دیگر برچسب -۱ داده می‌شود. بنابراین اگر تعداد کلاس‌ها n باشد، $\frac{n(n-1)}{2}$ ماشین بردار پشتیبان با تابع تصمیم‌گیری باید آموزش داده شود. تعداد ماشین‌های بردار پشتیبان در این روش نسبت به روش یکی در مقابل همه، بسیار بیشتر است، اما مجموعه آموزشی هر ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با روش قبل کوچکتر است (فقط داده‌های دو کلاس را شامل می‌شود). در فاز تست، هر یک از نمونه‌های تست به تمامی $\frac{n(n-1)}{2}$ ماشین بردار پشتیبان اعمال می‌شود. اگر ماشین بردار پشتیبان مربوط به جفت کلاس ij ، نمونه تست را متعلق به کلاس i بداند، درجه کلاس i یک واحد افزایش می‌یابد، در غیر این صورت درجه کلاس j یک واحد افزایش خواهد یافت. پس از اعمال نمونه تست به کلیه کلاس‌ها، کلاسی که دارای بالاترین درجه باشد، به‌عنوان کلاس برنده انتخاب می‌شود. در صورتی که دو کلاس دارای درجه برابر باشند، کلاسی که اندیس کوچکتری دارد، انتخاب می‌شود. به این الگوریتم، استراتژی برنده‌ی ماکزیمم هم گفته می‌شود.

شکل (۱) نمایشی از این الگوریتم است. تعداد متغیرها برابر با تعداد داده‌های آموزشی خواهد بود.

۲-۵- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم‌های ژنتیک یکی از الگوریتم‌های جستجوی تصادفی است که ایده آن برگرفته از طبیعت می‌باشد. در

^۱ Utans



شکل ۲- اجزای بلبرینگ با عیب ایجاد شده در آنها (از راست به چپ: عیب در گلوله، عیب در حلقه داخلی و عیب در حلقه خارجی) [۳۵]

جدول ۱ مشخصات هندسی بلبرینگ مورد مطالعه در این تحقیق را نشان می‌دهد.

جدول ۱ - پارامترهای بلبرینگ

پارامتر	مقدار
قطر حلقه خارجی	۲۸/۲۶۲
قطر حلقه داخلی	۱۸/۷۳۸
قطر ساچمه	۴/۷۶۲
تعداد ساچمه	۸
لقی شعاعی	۱۰ میکرو متر
زاویه تماس	۳۰ درجه

از دو سنسور شتاب‌سنج در راستای افقی و عمودی جهت کسب سیگنال‌های ارتعاشی استفاده شده است. الکتروموتور استفاده شده از نوع سه فاز بدنه با ولتاژ نامی ۳۸۰ ولت، قدرت خروجی ۵/۵ اسب بخار و فرکانس کار ۵۰ هرتز می‌باشد. جهت تغییر دور موتور نیز از اینورتر سه فاز ال جی به شماره SV076 iG5A-4 و جعبه کنترل استفاده شده است. در این تحقیق از سیگنال‌های ارتعاشی رساله دکتری آقای کانکار [۳۵] استفاده شده است. هر کدام از سیگنال‌ها در مدت زمان دو ثانیه اخذ شده است. به دلیل زمان‌بر بودن پردازش این مقدار نقاط داده، هر سیگنال به پنج بخش ۲۰۰۰ نقاط داده‌ای تقسیم شده است. شکل ۳ سیگنال‌های ارتعاشی را در سرعت دورانی ۱۵۰۰ دور بر دقیقه نشان می‌دهد.

۴- بحث و بررسی

با توجه به داشتن ۲ سنسور، ۴ دور موتور، ۵ کلاس و تقسیم کردن هر سیگنال به ۵ بخش، در نهایت $200 = 5 \times 5 \times 4 \times 2$ سیگنال به دست خواهد آمد. از ۷۵ درصد داده‌ها جهت فرآیند آموزش ماشین بردار پشتیبان و از ۲۵ درصد باقیمانده داده‌ها جهت تست ماشین بردار پشتیبان موجکی استفاده شده است.

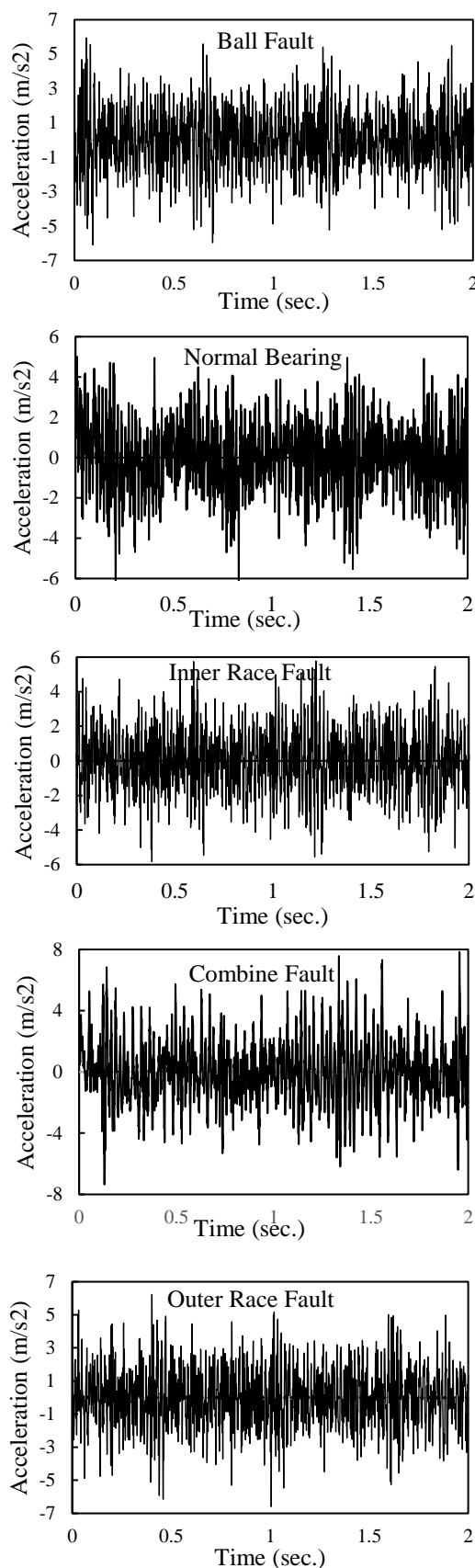
شده و بعد از آن در هر مرحله مقدار میانگین هر ویژگی در بردار ویژگی، به جای آن ویژگی جایگزین می‌گردد، سپس دوباره طبقه‌بندی انجام شده و در صورتی که این جایگذاری منجر به کاهش صحت طبقه‌بندی نشود، ویژگی مذکور در طبقه‌بندی غیر مؤثر تشخیص داده شده و از بردار ویژگی حذف می‌گردد. این کار برای تمام ویژگی‌ها انجام می‌گردد تا یک دسته ویژگی مناسب انتخاب گردد [۳۴].

۳- بستر تست بلبرینگ و داده برداری

مسئله پیش‌بینی افت کارکرد بلبرینگ‌ها قبل از آنکه به آستانه خرابی برسند در صنایع برای کارکرد و استفاده از ظرفیت تولید کامل ماشین و همچنین کاهش زمان توقف کارخانه بسیار مهم است. در این مقاله از یک بستر تست آزمایشگاهی استفاده شده است که پاسخ‌های ارتعاشی برای حالت سالم و معیوب بلبرینگ در سرعت دورانی مختلف بدست می‌آید. جدول ۱ مشخصات بلبرینگ مورد مطالعه در این تحقیق را نشان می‌دهد.

سیستم جمع‌آوری و آنالیز داده‌ها شامل نرم‌افزار و ببرا-کوئیست است که در لب‌ویو برای جمع‌آوری سریع، بررسی و ذخیره آنها طراحی شده است. سخت‌افزار جمع‌آوری داده‌ها دارای ۱۶ کانال ورودی آنالوگ برای نمونه برداری است. نرخ نمونه برداری ۱۰۲/۴ کیلو نمونه بر ثانیه است. از یک سنسور نوری ال ای دی با نور قرمز رنگ به منظور اندازه‌گیری سرعت شافت استفاده شده است. از شتاب‌سنج‌های پیزوالکتریک مدل IMI603C01 به منظور اخذ سیگنال‌های ارتعاشی در شرایط کاری مختلف بلبرینگ استفاده شده است. این شتاب‌سنج‌ها دارای محدوده‌ی اندازه‌گیری $\pm 490 \text{m/s}^2$ هستند. در ابتدا بستر تست برای وضعیت سالم بلبرینگ راه اندازی شده تا خط پایه داده‌ها ایجاد گردد. سپس داده‌ها برای عیوب مختلف بلبرینگ جمع‌آوری شده است. عیوب مختلفی از بلبرینگ تا سرعت‌های ۲۵۰، ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ و ۲۰۰۰ دور بر دقیقه اخذ شده است. در این مقاله ۵ وضعیت از بلبرینگ به شرح زیر مورد بررسی قرار خواهند گرفت: ۱- بلبرینگ سالم (NB)، ۲- بلبرینگ با عیب در حلقه داخلی (IF)، ۳- بلبرینگ با عیب در حلقه خارجی (OF)، ۴- بلبرینگ با عیب در ساچمه (BF)، ۵- بلبرینگ با عیب ترکیبی (CF). به عنوان نمونه، شکل (۲)، سه عیب در اجزای بلبرینگ را نشان می‌دهد.

هر کدام از روش‌های تجزیه حالت تجربی، تجزیه حالت تجربی دسته‌ای و تبدیل موجک مورلت پیوسته، بر روی هریک از این ۲۰۰ بخش، جهت پردازش سیگنال اعمال می‌شوند. بعد از اعمال دو روش تجزیه حالت تجربی و تجزیه حالت تجربی دسته‌ای، سیگنال به تعدادی توابع حالت ذاتی تجزیه می‌شود. با توجه به اینکه عیوب ریز و کوچک خود را در فرکانس‌های بالا نمایش می‌دهند، از پنج تابع حالت ذاتی اول جهت استخراج ویژگی استفاده شده است. با اعمال تبدیل موجک پیوسته نیز سیگنال‌ها را تا مقیاس ۶۴ تجزیه می‌شود. اما برای بدست آوردن مقیاس بهینه مناسب جهت موجک مورلت از معیار ماکزیمم انرژی نسبی به آنتروپی رنی [۳۶] استفاده می‌گردد. که با اعمال آن مقیاس بهینه مناسب در سرعت‌های دورانی ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ و ۲۰۰۰ به ترتیب ۵، ۵/۴، ۶/۳ و ۶/۵ بدست می‌آید. با اعمال این روش حجم زیادی از اطلاعات زاید از بین خواهند رفت و باعث افزایش سرعت کلاسه‌بندی خواهد شد. پنج تابع حالت ذاتی اول حاوی فرکانس‌های غالب مهم و اطلاعات مفید بوده، جهت استخراج ویژگی انتخاب می‌شوند انتخاب ویژگی‌های مناسب جهت توصیف وضعیت ارتعاشی بیرینگ‌ها، امری ضروری به نظر می‌رسد. به همین خاطر هشت ویژگی میانگین، واریانس، بیشینه دامنه سیگنال، کورتوسیس، اسکینوس، انحراف از معیار، فاکتور کرس و جذر میانگین مربعات جهت استخراج ویژگی از هر سیگنال در نظر گرفته شدند. با استفاده از روش یوتنس دسته ویژگی بهینه از بین پارامترهای آماری استخراج می‌گردد که در نهایت چهار ویژگی واریانس، کورتوسیس، انحراف از معیار و اسکینوس جهت ادامه کار انتخاب شدند. داده‌های بدست آمده، جهت بهبود فرآیند آموزش، در بازه $[-1, 1]$ نرمال‌سازی می‌شوند. از ماشین بردار پشتیبان موجکی بهینه جهت طبقه‌بندی ۵ کلاس بلبرینگ استفاده شده است. تابع کرنل ماشین بردار پشتیبان از نوع تابع موجک مورلت انتخاب شده، پارامتر a آن و نیز پارامتر تابع جریمه C توسط الگوریتم ژنتیک بهینه شده است. بازه بهینه‌سازی به صورت $1 \leq C \leq 10000$ و $0.1 \leq a \leq 8$ در نظر گرفته شده‌اند. با توجه به اینکه ۲۰۰ سیگنال بدست آمده است، پس در هر دور موتور ۴۰ سیگنال مورد استفاده قرار خواهد گرفت. ۷۵ درصد این داده‌ها (۱۵۰ نمونه) جهت آموزش شبکه و ۲۵ درصد



شکل ۳- سیگنال‌های ارتعاشی برای شرایط مختلف بلبرینگ در سرعت ۱۵۰۰ دور بر دقیقه

از ماتریس، نمونه‌ای از مقدار پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. در صورتی که هر سطر نمونه‌ای واقعی (درست) را در بر دارد. و ارزیابی موفقیت طبقه‌بندی کننده برای داده‌های تست در سرعت دورانی ۱۵۰۰ دور بر دقیقه و با استفاده از تکنیک ارزیابی تقاطعی در جدول‌های ۲ تا ۷ نشان داده شده است.

باقیمانده داده‌ها (۵۰ نمونه) برای آزمایش ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. در ادامه ماتریس ابهام (در حوزه هوش مصنوعی، ماتریس در هم ریختگی یا ابهام به ماتریسی گفته می‌شود که در آن عملکرد الگوریتم‌های مربوطه را نشان می‌دهند. معمولاً چنین نمایشی برای الگوریتم‌های یادگیری با ناظر استفاده می‌شود. هر ستون

جدول ۲- ماتریس ابهام برای ماشین بردار پشتیبان موجکی با استفاده از EMD

با استفاده از ارزیابی تقاطعی 10-fold						با استفاده از داده‌های تست					
نتیجه	CF	BF	IF	OF	NB	نتیجه	CF	BF	IF	OF	NB
NB	۰	۰	۲	۱	۷	NB	۰	۱	۱	۱	۷
OF	۰	۰	۲	۷	۱	OF	۰	۰	۰	۸	۲
IF	۰	۱	۸	۰	۱	IF	۱	۰	۹	۰	۰
BF	۱	۸	۰	۱	۰	BF	۱	۸	۰	۱	۰
CF	۸	۱	۰	۱	۰	CF	۹	۰	۱	۰	۰

جدول ۳- ماتریس ابهام برای ماشین بردار پشتیبان موجکی با استفاده از EEMD

با استفاده از ارزیابی تقاطعی 10-fold						با استفاده از داده‌های تست					
نتیجه	CF	BF	IF	OF	NB	نتیجه	CF	BF	IF	OF	NB
NB	۰	۰	۱	۱	۸	NB	۰	۰	۲	۰	۸
OF	۰	۰	۰	۹	۱	OF	۱	۰	۰	۹	۰
IF	۰	۱	۸	۰	۱	IF	۰	۰	۹	۱	۰
BF	۰	۷	۱	۱	۱	BF	۱	۸	۰	۰	۱
CF	۸	۰	۱	۱	۰	CF	۹	۰	۰	۱	۰

جدول ۴- ماتریس ابهام برای ماشین بردار پشتیبان موجکی با استفاده از CWT

با استفاده از ارزیابی تقاطعی 10-fold						با استفاده از داده‌های تست					
نتیجه	CF	BF	IF	OF	NB	نتیجه	CF	BF	IF	OF	NB
NB	۱	۰	۱	۰	۸	NB	۱	۰	۰	۰	۹
OF	۰	۱	۰	۹	۰	OF	۰	۱	۰	۹	۰
IF	۰	۰	۹	۰	۱	IF	۰	۰	۱۰	۰	۰
BF	۱	۸	۰	۱	۰	BF	۱	۹	۰	۰	۰
CF	۸	۰	۱	۰	۱	CF	۹	۰	۰	۱	۰

جدول ۷- ارزیابی عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجکی با CWT (۱۵۰۰ دور بر دقیقه)

پارامترها	داده تست	ارزیابی تقاطعی 10-fold
نمونه‌های طبقه‌بندی شده صحیح	(/۹۲)۴۶	(/۸۴)۴۲
نمونه‌های طبقه‌بندی شده غلط	(/۸)۴	(/۱۶)۸
ضریب کاپا	۰/۹۸۶	۰/۹۶۵
تعداد کل نمونه‌ها	۵۰	۵۰

لازم به ذکر است که مقادیر این جدول‌ها (۲ تا ۷) برای حالتی است که از روش یوتنس جهت استخراج دسته ویژگی بهینه استفاده شده و ماشین بردار پشتیبان به کمک الگوریتم ژنتیک بهینه شده است.

جدول ۵- ارزیابی عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجکی با EMD (۱۵۰۰ دور بر دقیقه)

پارامترها	داده تست	ارزیابی تقاطعی 10-fold
نمونه‌های طبقه‌بندی شده صحیح	(/۸۲)۴۱	(/۷۶)۳۸
نمونه‌های طبقه‌بندی شده غلط	(/۱۸)۹	(/۲۴)۱۲
ضریب کاپا	۰/۸۸۶	۰/۸۵۳
تعداد کل نمونه‌ها	۵۰	۵۰

جدول ۶- ارزیابی عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجکی با EEMD (۱۵۰۰ دور بر دقیقه)

پارامترها	داده تست	ارزیابی تقاطعی 10-fold
نمونه‌های طبقه‌بندی شده صحیح	(/۸۶)۴۳	(/۸۰)۴۰
نمونه‌های طبقه‌بندی شده غلط	(/۱۴)۷	(/۲۰)۱۰
ضریب کاپا	۰/۹۰۲	۰/۸۹۵
تعداد کل نمونه‌ها	۵۰	۵۰

در طبقه‌بندی که در چهار سرعت دورانی مختلف بدست آمده‌اند را نشان می‌دهد. در این جداول به تفکیک توانایی هر روش در تشخیص پنج وضعیت بلبرینگ نشان داده شده است. در جدول ۱۲ زمان آموزش، تست و استخراج بردار ویژگی برای هر چهار حالت جدول‌های ۸ تا ۱۱ در سرعت ۱۵۰۰ دور بر دقیقه به منظور مقایسه نشان داده شده است.

جدول ۱۱ - عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجکی مورلت بهینه شده با الگوریتم ژنتیک در طبقه‌بندی عیوب بلبرینگ با

دسته ویژگی بهینه شده با روش یوتنس

روش	سرعت (RPM)	NB	OF	IF	BF	CF	متوسط دقت (%)
EMD	۸۵۰	۸۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۲
	۱۱۰۰	۶۰	۹۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰
	۱۴۵۰	۷۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۰
	۱۵۰۰	۷۰	۸۰	۹۰	۸۰	۹۰	۸۲
EEMD	۸۵۰	۹۰	۸۰	۹۰	۹۰	۸۰	۸۶
	۱۱۰۰	۱۰۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۴
	۱۴۵۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۸۰	۹۰	۹۰
	۱۵۰۰	۸۰	۹۰	۹۰	۸۰	۹۰	۸۶
CWT	۸۵۰	۹۰	۱۰۰	۹۰	۱۰۰	۸۰	۹۲
	۱۱۰۰	۸۰	۹۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۹۰
	۱۴۵۰	۹۰	۸۰	۱۰۰	۹۰	۱۰۰	۹۲
	۱۵۰۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۹۰	۹۰	۹۲

جدول ۱۲- زمان استخراج ویژگی، آموزش و تست در سرعت ۱۵۰۰ دور بر دقیقه

روش	نوع ماشین بردار پشتیبان	نوع دسته ویژگی	زمان (ثانیه)
EMD	موجکی مورلت	بهینه نشده	۱۸۶/۹۰
	موجکی مورلت بهینه شده با GA	بهینه نشده	۱۷۰/۳۴
	موجکی مورلت	بهینه شده با Utans	۱۵۵/۱۲
	موجکی مورلت بهینه شده با GA	بهینه شده با Utans	۱۴۹/۵۱
EEMD	موجکی مورلت	بهینه نشده	۱۸۱/۳۳
	موجکی مورلت بهینه شده با GA	بهینه نشده	۱۶۳/۷۰
	موجکی مورلت	بهینه شده با Utans	۱۵۲/۴۲
	موجکی مورلت بهینه شده با GA	بهینه شده با Utans	۱۴۶/۸۸
CWT	موجکی مورلت	بهینه نشده	۱۷۳/۵۴
	موجکی مورلت بهینه شده با GA	بهینه نشده	۱۵۶/۴۴
	موجکی مورلت	بهینه شده با Utans	۱۴۲/۳۱
	موجکی مورلت بهینه شده با GA	بهینه شده با Utans	۱۳۶/۱۶

آنچه از جدول ۱۲ مشخص می‌گردد آن است که تأثیر دسته ویژگی بهینه در زمان آموزش بیش از بهینه کردن ماشین بردار پشتیبان موجکی است زیرا باعث کاهش

جدول ۸- عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجکی مورلت در طبقه‌بندی عیوب بلبرینگ با دسته ویژگی بهینه نشده

روش	سرعت (RPM)	NB	OF	IF	BF	CF	متوسط دقت (%)
EMD	۸۵۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰	۷۰	۸۰
	۱۱۰۰	۸۰	۷۰	۸۰	۷۰	۸۰	۷۶
	۱۴۵۰	۸۰	۸۰	۸۰	۷۰	۸۰	۷۸
	۱۵۰۰	۸۰	۸۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰
EEMD	۸۵۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۰	۸۰	۸۲
	۱۱۰۰	۸۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۲
	۱۴۵۰	۹۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۴
	۱۵۰۰	۷۰	۸۰	۸۰	۸۰	۱۰۰	۸۲
CWT	۸۵۰	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۹۰
	۱۱۰۰	۸۰	۱۰۰	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰
	۱۴۵۰	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰	۷۰	۸۶
	۱۵۰۰	۹۰	۹۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۶

جدول ۹ - عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجکی مورلت بهینه با الگوریتم ژنتیک در طبقه‌بندی عیوب بلبرینگ با دسته ویژگی بهینه نشده

روش	سرعت (RPM)	NB	OF	IF	BF	CF	متوسط دقت (%)
EMD	۸۵۰	۸۰	۷۰	۹۰	۱۰۰	۶۰	۸۰
	۱۱۰۰	۷۰	۷۰	۹۰	۹۰	۸۰	۸۰
	۱۴۵۰	۸۰	۷۰	۸۰	۸۰	۸۰	۷۸
	۱۵۰۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۰	۸۲
EEMD	۸۵۰	۸۰	۸۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۲
	۱۱۰۰	۹۰	۸۰	۹۰	۷۰	۹۰	۸۴
	۱۴۵۰	۹۰	۸۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۴
	۱۵۰۰	۸۰	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰	۸۶
CWT	۸۵۰	۱۰۰	۸۰	۸۰	۱۰۰	۹۰	۹۰
	۱۱۰۰	۹۰	۸۰	۹۰	۹۰	۸۰	۸۶
	۱۴۵۰	۸۰	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰	۸۶
	۱۵۰۰	۸۰	۸۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۸۸

جدول ۱۰ - عملکرد ماشین بردار پشتیبان موجکی مورلت در طبقه‌بندی عیوب بلبرینگ با دسته ویژگی بهینه با روش یوتنس

روش	سرعت (RPM)	NB	OF	IF	BF	CF	متوسط دقت (%)
EMD	۸۵۰	۹۰	۹۰	۷۰	۸۰	۸۰	۸۲
	۱۱۰۰	۹۰	۷۰	۸۰	۸۰	۸۰	۸۰
	۱۴۵۰	۷۰	۸۰	۸۰	۹۰	۸۰	۸۰
	۱۵۰۰	۹۰	۶۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۰
EEMD	۸۵۰	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰	۸۰	۸۶
	۱۱۰۰	۹۰	۹۰	۹۰	۷۰	۸۰	۸۴
	۱۴۵۰	۹۰	۸۰	۸۰	۹۰	۹۰	۸۶
	۱۵۰۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۰	۱۰۰	۸۶
CWT	۸۵۰	۸۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۹۰	۹۲
	۱۱۰۰	۹۰	۱۰۰	۹۰	۸۰	۸۰	۸۸
	۱۴۵۰	۹۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۹۰	۹۰
	۱۵۰۰	۹۰	۹۰	۹۰	۱۰۰	۸۰	۹۰

در جدول‌های ۸ تا ۱۲ نیز دقت سه روش پردازش سیگنال

موجکی بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک بسیار بهتر از ماشین بردار پشتیبان غیر بهینه عمل کرده است. همچنین دسته بهینه‌ای که با استفاده از روش یوتنس بدست آمده تاثیر قابل قبولی (در حدود ۲ درصد) در میزان دقت عیب‌یابی دارد.

۶- نتیجه‌گیری

هدف از این پروژه، مقایسه‌ای بین روش‌های مختلف پردازش سیگنال در حوزه زمان-فرکانس، جهت تشخیص عیوب بلبرینگ‌های غلتشی است. در همین راستا، از داده‌های یک بستر تست شبیه‌ساز عیوب بلبرینگ استفاده می‌شود. از ماشین بردار پشتیبان موجکی با کرنل مولت که پارامترهای آن توسط الگوریتم ژنتیک بهینه شده‌اند، جهت طبقه‌بندی عیوب مختلف بلبرینگ استفاده شد. از بررسی‌های انجام شده بر روی تحقیقات قبلی در زمینه عیب‌یابی بلبرینگ‌ها این نتیجه حاصل گردید که تاکنون از ماشین بردار پشتیبان موجکی چند کلاسه جهت طبقه‌بندی عیوب استفاده نشده است. نتایج حاصل نشان داد که سه روش پردازش سیگنال‌های ارتعاشی در استخراج بردار ویژگی در تشخیص عیوب بلبرینگ توانا می‌باشند ولی تبدیل موجک پیوسته با موجک مادر مولت نسبت به دو روش دیگر با دقت بیشتری در عیب‌یابی بلبرینگ‌ها موفق بوده است و به‌دقت ۹۲ درصد در عیب‌یابی بلبرینگ‌ها رسیده است. همچنین ماشین بردار پشتیبان موجکی بهینه شده که از دسته ویژگی بهینه با استفاده از روش یوتنس در ورودی آن استفاده شده، توانسته است بسیار بهتر از ماشین بردار پشتیبان موجکی بهینه نشده در عیب‌یابی عمل کند.

تعداد ورودی‌ها به طبقه‌بندی کننده و کم شدن اطلاعات زاید در طبقه‌بندی می‌گردد.

۵- بررسی نتایج

در جدول‌های ۲ تا ۴ ماتریس ابهام سه روش پردازش سیگنال‌های ارتعاشی در سرعت دورانی ۱۵۰۰ دور بر دقیقه نشان داده شده است. از مقایسه این جدول‌ها مشخص می‌گردد که تبدیل موجک با ماشین بردار پشتیبان موجکی که از دسته ویژگی بهینه شده ورودی استفاده می‌کند به میزان ۲ درصد با دقت بیشتری در تشخیص وضعیت‌های مختلف بلبرینگ غلتشی توانا می‌باشد. جدول‌های ۵ تا ۷ نیز ارزیابی عملکرد کلاسه‌بند را با روش‌های تجزیه مود تجربی، تجزیه مود تجربی دسته‌ای و تبدیل موجک پیوسته را نشان می‌دهد. در این جداول علاوه بر استفاده از داده‌های تست از معیار ارزیابی تقاطعی جهت بررسی صحت ماشین بردار پشتیبان موجکی استفاده شده است که با دقت در این جداول مشخص می‌گردد که ماشین بردار پشتیبان موجکی با هسته مولت یک طبقه‌بندی کننده توانا و دقیق در تشخیص وضعیت بلبرینگ‌ها می‌باشد. جدول‌های ۸ تا ۱۱ نیز در چهار سرعت دورانی دقت ماشین بردار پشتیبان موجکی را در هر کلاس نشان می‌دهد. نتایج حاکی از آن است که تبدیل موجک پیوسته نسبت به سایر روش‌های پردازش سیگنال مورد استفاده در این مقاله، به درصدهای موفقیت بالاتر و تعداد بردار پشتیبان کمتری در تفکیک کلاس‌ها دست یافته است. روش تجزیه حالت تجربی دسته‌ای نیز بعد از این روش به درصدهای بالایی در تفکیک کلاس‌ها از یکدیگر رسیده است. با مقایسه نتایج جدول ۸ تا ۱۱ مشخص می‌شود که ماشین بردار پشتیبان

مراجع

- [1] J. Wanga, R. X. Gao, R. Yan, "A hybrid approach to bearing defect diagnosis in rotary machines", *CIRP J. Manuf. Sci.* Vol. 15, 2012, pp.357-365.
- [2] HDM. De Azevedo, AM. Araújo, N. Bouchonneau, "A review of wind turbine bearing condition monitoring, State of the art and challenges", *Renew. Sustainable Energy Rev.*, Vol.56, 2016, pp.368-379.
- [3] J. Thusty, I. Hernandez, S. Smith, C. Zamudio, "High speed high power spindles with roller bearings", *CIRP Ann. Manuf. Technol.* Vol.36(1), 1987, pp.267-272.
- [4] AM. Al-Ghamd, D. Mba, "A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size", *Mech. Syst. Signal Process*, Vol. 20(7), 2006, pp.1537-1571.

- [5] Y. Lei, "Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction of Rotating Machinery", Oxford, United Kingdom: Butterworth-Heinemann, 2017.
- [6] M. Heidari, S. Shateyi, "Wavelet support vector machine and multi-layer perceptron neural network with continuous wavelet transform for fault diagnosis of gearboxes", *J. Vibroeng.* Vol. 19(1), 2017, pp.125-137.
- [7] J. Huang, X. Hu, X. Geng, "An intelligent fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on improved EMD energy entropy and multi-class support vector machine", *Electr. Pow. Syst. Res.* Vol. 81, 2011, pp.400-407.
- [8] Y. Gan, L. Sui, J. Wu, B. Wang, Q. Zhang, G. Xiao, "An EMD threshold de-noising method for inertial sensors", *Meas.* Vol. 49, 2014, pp. 34-41.
- [9] J. Singh, AK. Darp, SP. Singh, "Bearing damage assessment using Jensen-Rényi Divergence based on EEMD", *Mech. Syst. Signal Process*, Vol. 87, 2017, pp.307-339.
- [10] Y. Lv, R. Yuan, G. Song, "Multivariate empirical mode decomposition and its application to fault diagnosis of rolling bearing" *Mech. Syst. Signal Process*, Vol.81,2016, pp.219-234.
- [11] M. Kedadouche, M. Thomas, A. Tahan, "A comparative study between Empirical Wavelet Transforms and Empirical Mode Decomposition Methods: Application to bearing defect diagnosis", *Mech. Syst. Signal Process*, Vol. 81, 2016, pp. 88-107.
- [12] Y. Lei, Z. He, Y. Zi, "Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery" *Mech. Syst. Signal Process*, Vol. 23(4), 2009, pp.1327-1338.
- [13] X. Gong, L. Ding, W. Du, H. Wang, "Gear Fault Diagnosis Using Dual Channel Data Fusion and EEMD Method", *Procedia Eng.*, Vol.74, 2017, pp.918-926.
- [14] C. Mishra, AK. Samantaray, G. Chakraborty, "Rolling element bearing fault diagnosis under slow speed operation using wavelet de-noising" *Meas.*, Vol.113, 2017, pp.77-86.
- [15] پانید تیموری، مهدی مزینانی و راحیل حسینی، «ارائه یک مدل هوشمند قطعه بندی جهت شناسایی همپوشانی سلولی در تصاویر دیجیتال مبتنی بر منطق فازی و تبدیل موجک گسسته جهت شناسایی سرطان معده»، نشریه مدل سازی در مهندسی، شماره ۶۳، دوره ۱۸، زمستان ۱۳۹۹، صفحه ۱۳۱-۱۵۰.
- [16] سید امیر فرهاد قاضی میرسعید، محسن معدنی و مهدی زارع، «بهبود سیستم پایش سلامت سازه در شناسایی محل ترک‌های ریز تیر با استفاده از تبدیل موجک و فیلتر دیجیتال»، نشریه مدل سازی در مهندسی، شماره ۵۸، دوره ۱۷، پاییز ۱۳۹۸، صفحه ۳۰۵-۳۱۶.
- [17] مصطفی سبزه کار، ریحانه خزاعی، وحیده بابائیان و یونس اکبری، «تشخیص نویسنده از دست‌خط‌های برون خط مستقل از زبان نوشتاری مبتنی بر بافت با بهره‌گیری از تبدیل موجک در محیط دو زبانه فارسی - انگلیسی»، نشریه مدل سازی در مهندسی، شماره ۶۳، دوره ۱۸، زمستان ۱۳۹۹، صفحه ۱-۱۳.
- [18] WJ. Wang, PD. McFadden, "Application of the wavelet transform to gearbox vibration analysis", *ASME, Petroleum Division (Publication) PD*, Vol.52,1993, pp.13-20.
- [19] WJ. Wang, PD. McFadden, "Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection", *J. Sound Vib.* Vol. 192(5),1996, pp.927-939.
- [20] WJ. Wang, PD. McFadden, "Application of orthogonal wavelets to early gear damage detection", *Mech. Syst. Signal Process* Vol. 9(5), 1995, pp.497-507.
- [21] Z.Wu, H. Jiang, K. Zhao, X. Li, "An adaptive deep transfer learning method for bearing fault diagnosis", *Meas.*, Vol.151, 2020, 107227.
- [22] DT. Hoang, HJ. Kang, "A survey on Deep Learning based bearing fault diagnosis", *Neurocomputing*, Vol. 335, 2019, pp.327-335.
- [23] J. Zhangyisun, L. Guo, H. Gao, X. Hong, H. Song, "A new bearing fault diagnosis method based on modified convolutional neural networks", *Chinese. J. Aeronaut.*, Vol.33(2), 2020, pp.439-447.
- [24] P. Wang, Y. Yang, H. Ma, H. Xu, X. Li, Z. Luo, B. Wen, "Vibration characteristics of rotor-bearing system with angular misalignment and cage fracture: Simulation and experiment", *Mech. Syst. Signal Process*, Vol.182, 2023, 109545.

- [25] S.NezamivandChegini, A.Bagheri, F.Najafi," Application of a new EWT-based denoising technique in bearing fault diagnosis", Meas. Vol.144, 2019, pp.275-297.
- [26] X. Chen, B. Zhang, D. Gao, "Bearing fault diagnosis base on multi-scale CNN and LSTM model", J. Intell. Manuf.,Vol. 32, 2021, pp. 971–987.
- [27] E. Lopatinskaia,J. Zhu , J. Mathew, "Monitoring varying speed machinery vibration-II. Recursive filters and angle domain", Mech. Syst. Signal Process, Vol. 9(6),1995, pp. 647-655.
- [28] Z. Zhang , J. Zhou, "Multi-fault diagnosis for rolling element bearings based on ensemble empirical mode decomposition and optimized support vector machines", Mech. Syst. Signal Process, Vol. 41(1–2), 2013, pp.127-140.
- [29] M. Heidari , H. Homaei, H. Golestanian ,A. Heidari, "Fault diagnosis of gearboxes using wavelet support vector machine, least square support vector machine and wavelet packet transform", J. Vibroeng. Vol. 18(2), 2016, pp.860-875.
- [30] J. Mercer, "Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations", Phil. Trans. R. Soc. A. , Vol. 209,1909, pp.415-446.
- [31] L. Zhang, W. Zhou, L. Jiao, "Wavelet support vector machine", IEEE Trans. Syst. Man Cybern B, Vol. 34(1), 2004, pp.34-39.
- [32] Q. Hu, Z. He, Z. Zhang, Y. Zi, "Fault diagnosis of rotating machinery based on improved wavelet package transform and SVMs ensemble", Mech. Syst. Signal Process, Vol. 21(2), 2007, pp.688–705.
- [33] P. Zhou, S. Lu , F. Liua, Y. Liu, G. Lia, J. Zha, "Novel synthetic index-based adaptive stochastic resonance method and its application in bearing fault diagnosis", J. Sound Vib., Vol. 391,2017, pp.194–210.
- [34] A. Hajnayeb, A. Ghasemloonia, SE. Khadem , MH. Moradi, "Application and comparison of an ANN-based feature selection method and the genetic algorithm in gearbox fault diagnosis", Expert. Syst. Appl. Vol. 38(8), 2011, pp.10205-10209.
- [35] PK. Kankar, SC. Sharma, SP. Harsha, "Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform", Appl. Soft Comput., Vol. 11, 2011, pp.2300-2312.
- [36] A. Rényi, On measures of entropy and information. Proceedings of the Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, University of California Press, Berkeley, Calif 1, 1961.