

عیب‌یابی خودکار کمپرسور سه‌باله‌ای با استفاده از تبدیل موجک و ماشین بردار پشتیبان*مهدی کریمی^(۱) سعید علی‌آبادی فراهانی^(۲)

چکیده در این مقاله روشی ارائه شده است که بتوان با آموزش یک سیستم هوشمند، ماشین‌آلات صنعتی را به‌صورت خودکار عیب‌یابی کرد. یک کمپرسور سه‌باله‌ای به‌عنوان نمونه‌ای از یک ماشین صنعتی مورد استفاده قرار گرفت. روش ارائه‌شده برای آموزش سیستم هوشمند از مرحله داده‌برداری، تحلیل سیگنال و سیستم هوشمند تشخیص الگو تشکیل شده است. در گام اول با داده‌برداری از سیگنال شتاب کمپرسور سالم و کمپرسور با عیوب متفاوت، داده‌های موردنظر برای شروع پردازش سیگنال حاصل شدند. پس از تحلیل داده‌ها و یافتن معیار تشخیص الگوی عیوب، یک ماشین بردار پشتیبان برای تفکیک عیوب، آموزش داده شد. روش ارائه‌شده در پایان آزمایش گردید و نتایج حاصل از سیستم آموزش دیده، عیوب را به‌صورت کامل و صحیح تفکیک کرد.

واژه‌های کلیدی پایش وضعیت، عیب‌یابی خودکار، تبدیل موجک، ماشین بردار پشتیبان، کمپرسور سه‌باله‌ای.

Automated Fault Detection of Tri-Lobe Compressor Using Wavelet Transformation and Support Vector Machine

M. Karimi S. Aliabadi Farahani

Abstract In order to diagnose the faults of industrial rotating machines automatically, an expert system is used in this paper. A tri-lobe roots blower compressor is used as a test rig to represent an industrial machine. The proposed method for training the expert system includes: data acquisition, signal processing and intelligent pattern recognition stages. Acceleration signals of healthy and faulty compressor components were acquired in the first stage. The signals were conditioned to be used for the signal processing as the next stage. It is necessary to find pattern recognition criterion of the compressor fault diagnosis. Therefore feature extraction of data was performed as part of the second stage. In the third stage, a support vector machine tool was trained and employed to classify the faults. The proposed procedure was tested and the obtained results showed that this algorithm works very well and it fully classifies the faults automatically.

Key Words Condition monitoring, automatic fault diagnosis, wavelet Transformation, support vector machine, Tri-lobe compressor.

* تاریخ دریافت مقاله ۹۲/۱۲/۷ و تاریخ پذیرش آن ۹۴/۲/۵ می‌باشد.

(۱) نویسنده مسئول: استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان. karimi_mh@yahoo.com

(۲) دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان.

مقدمه

در صنعت امروز، ضرورت پایش وضعیت بر کسی پوشیده نیست، چرا که علاوه بر کاهش هزینه‌ها، بازده ماشین‌آلات را نیز بسیار بهبود می‌بخشد. از این‌رو در سال‌های اخیر (به‌ویژه از دهه ۱۹۷۰ میلادی تاکنون) تحقیقات زیادی در رابطه با انواع تعمیرات و عیب‌یابی ماشین‌آلات به صورت‌های مختلف انجام گرفته است. انواع تعمیرات را می‌توان به تعمیرات عکس‌عملی، برنامه‌ریزی شده و یا مبتنی بر وضعیت دسته‌بندی کرد. اما آن‌چه که پایش وضعیت را اهمیت می‌بخشد، تعمیرات مبتنی بر وضعیت است که از بسیاری از هزینه‌های اضافی جلوگیری می‌نماید [1].

یکی از متداول‌ترین روش‌های عیب‌یابی در ماشین‌آلات صنعتی، پایش ارتعاشات دستگاه‌ها می‌باشد. به‌گونه‌ای که در بزرگ‌ترین صنایع داخلی نیز (به‌طور مثال صنایع خودروسازی) برنامه‌ای مدون برای داده‌برداری ارتعاشات دستگاه‌ها وجود دارد. با بررسی این داده‌ها برخی عیوب شناسایی شده و برنامه‌های تعمیراتی تنظیم می‌گردد. بزرگ‌ترین مسئله موجود در این روش تحلیل داده‌های به‌دست آمده است. تا کنون روش‌های متعددی برای بررسی و استخراج اطلاعات از داده‌های ارتعاشی معرفی شده است. این روش‌ها به سه دسته قابل تقسیم هستند:

۱) تحلیل حوزه زمان.

۲) تحلیل حوزه فرکانس.

۳) تحلیل زمان - فرکانس.

تحلیل حوزه زمان مستقیماً براساس خود موج زمانی است. برای این تحلیل، در شکل سنتی خود، ویژگی‌های آماری موج زمانی مانند میانگین، مقدار پیک، فاصله پیک‌ها، انحراف معیار، فاکتور کرسست و هم‌چنین مشخصاتی از درجات بالاتر مانند جذر میانگین مجذور، چولگی (Skewness)، درجه اوج (Kurtosis) و ... محاسبه می‌گردد. این ویژگی‌ها را معمولاً ویژگی‌های حوزه زمان می‌نامند. تحلیل حوزه

فرکانس براساس سیگنال‌های تبدیل شده به حوزه فرکانس می‌باشد. برتری روش‌های حوزه فرکانس بر حوزه زمانی این است که می‌توان در این شکل تبدیل یافته سیگنال‌ها، اجزای فرکانسی مورد نظر را شناسایی و به راحتی از دیگر قسمت‌های سیگنال جدا کرد. متداول‌ترین تحلیل حوزه فرکانس، تحلیل طیفی است که براساس تبدیل فوریه سریع انجام می‌پذیرد. یکی از محدودیت‌های حوزه فرکانس، ناکارآمدی آن در سیگنال‌های غیرپایا است، که مشخصاً در عیوب ماشین‌ها بسیار اتفاق می‌افتد [2]. به‌این ترتیب تحلیل زمان - فرکانس، که سیگنال‌ها را هم در حوزه زمان و هم در حوزه فرکانس پردازش می‌کند، برای مواجهه با موج‌های غیرپایا توسعه پیدا کرد. تحلیل زمان - فرکانس، به شکل سنتی خود، از توزیع‌های زمان - فرکانس که توزیع انرژی سیگنال را در حوزه فرکانس و در تک‌تک لحظات سیگنال نشان می‌دهند، استفاده می‌کند. تبدیل فوریه کوتاه‌مدت، اسپکتروگرم (Spectrogram) و توزیع ویگنر - ویل از متداول‌ترین توزیع‌های زمان - فرکانس می‌باشند. یک تبدیل دیگر برای تحلیل زمان - فرکانس، تبدیل موجک است. تبدیل موجک برخلاف توزیع‌های زمان - فرکانس که سیگنال را در فضاهای زمان - فرکانس ارائه می‌کردند، سیگنال را برحسب زمان نشان می‌دهد. مزیت اصلی تبدیل موجک توانایی آن در به نمایش در آوردن سیگنال‌هایی با فرکانس‌های کم کوتاه‌مدت و فرکانس‌های بالای بلندمدت به شکلی است که در فرکانس‌های کم دارای وضوح فرکانسی زیاد و در فرکانس‌های بالا دارای وضوح زمانی زیاد باشد. تبدیل موجک به دو صورت پیوسته و گسسته بررسی می‌شود [2].

مقاله‌های زیادی در رابطه با کاربرد تبدیل موجک در عیب‌یابی چرخ‌دنده‌ها به چاپ رسیده است. به‌طور مثال سانگ و همکارانش [3] در رابطه با عیب‌یابی چرخ‌دنده‌های دندانه‌شکسته به‌وسیله تبدیل موجک مطالعه کردند و یا بولهبال و همکارانش [4] برای

پایش وضعیت کمک شایانی خواهد بود [5]. امروزه روش‌های متنوع تشخیص الگو در عیب‌یابی‌های مکانیکی کاربردهای زیادی دارند. ترکیب این روش‌ها و تکنیک‌های بسیار متنوع پیش‌پردازش، باعث ازدیاد روش‌های عیب‌یابی شده است که هر کدام منافع و معایب خود را دارا می‌باشند. برای نمونه در سال‌های اخیر ساراوانان و همکارانش [6] در عیب‌یابی یک جعبه‌دنده مخروطی، به مقایسه عملکرد شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان پرداخته‌اند. آنان در انتها به این نتیجه رسیده‌اند که آموزش شبکه عصبی بیشتر از ماشین بردار پشتیبان زمان نیاز دارد یا به عبارت دیگر داده‌های آموزشی بیشتری نیاز است تا پاسخ‌های قابل قبولی از آن گرفته شود. فرناندز و همکارانش [7] نیز یک سیستم خودکار برای تشخیص یاتاقان‌های غلغشی معیوب از سالم ارائه کردند، آنان از ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص الگو و از تحلیل‌های حوزه فرکانس برای استخراج ویژگی معیار تشخیص الگو بهره بردند. همان‌طور که در بخش بعدی گفته خواهد شد، با تحلیل سیگنال در حوزه فرکانس در سیگنال‌های پایا به‌خوبی می‌توان عیوب را استخراج کرد، اما هنگامی که عیب سیستم یک عیب متناوب نباشد آنگاه با این تحلیل سیگنال نمی‌توان عیب را پیدا کرد.

موضوعی که این روزها بیشتر مورد توجه محققان قرار دارد، یافتن روشی بدون نیاز برای عیب‌یابی خودکار یک مجموعه (یک ماشین کامل) می‌باشد. منظور از عیب‌یابی خودکار، نوعی پایش وضعیت ماشین توسط خود ماشین است که حتی می‌توان در برخی موارد فرمان‌های کنترلی را نیز به خود ماشین واگذار کرد که به این ترتیب نه تنها دقت کار بالا می‌رود بلکه نیاز ضروری فعلی به یک کارشناس ماهر برای عیب‌یابی ماشین‌آلات حتی کوچک نیز مرتفع می‌گردد. تحقیق پیش رو تلاشی است در راستای نسل آینده عیب‌یابی صنعتی. فرآیند عیب‌یابی مورد نظر که در ادامه خواهد آمد، شامل داده‌برداری ارتعاشی، پردازش سیگنال از طریق تبدیل موجک گسسته، استخراج ویژگی از

شناسایی ترک در یک سیستم چرخ‌دنده‌ای از تبدیل موجک سیگنال‌های ارتعاشی استفاده کردند. اما موضوعی که در سال‌های اخیر پژوهشگران به دنبال آن بوده‌اند این است که شناسایی الگوهای عیب‌یابی از درون داده‌های ارتعاشی به‌صورت نرم‌افزاری انجام گیرد. به این صورت که با آموزش سیستم‌های هوشمند (هوش مصنوعی) توانایی تشخیص الگوی عیوب از میان داده‌های بسیار زیاد به‌دست‌آمده از پایش ارتعاشات، به کامپیوتر داده شود و وظیفه تفکیک ماشین‌آلات معیوب از سالم به نرم‌افزار هوشمند محول گردد. ضرورت این کار در این موضوع بود که در صنعت فعلی جهان (منظور اکثریت صنایع است) برای پایش وضعیت و عیب‌یابی ماشین‌آلات، داده‌های به‌دست‌آمده از دستگاه‌ها به‌صورت دستی توسط یک کارشناس مجرب بررسی و عیوب مشخص می‌شوند. این موضوع علاوه بر این که دقت عیب‌یابی را به شخص وابسته می‌کند، نیاز زیادی به مهارت و تجربه‌ای دارد که محدود به عده کمی از مهندسان این زمینه می‌شود. به این ترتیب بود که پژوهشگران با ترکیب انواع روش‌های پردازش سیگنال و تشخیص الگو، سعی در ارائه فرآیندهای عیب‌یابی برای قطعات مختلف مکانیکی نمودند.

ماشین بردار پشتیبان از روش‌های نسبتاً جدید آموزش ماشین می‌باشد. بر اساس تحقیقات صورت‌گرفته، این روش که بر پایه تئوری آموزش‌های آماری بنا شده است، از بسیاری از روش‌های تشخیص الگو به‌ویژه در زمینه دسته‌بندی موفق‌تر عمل کرده است. قابل ذکر است که از مزایای این روش می‌توان به سازگاری خوب آن با تعداد کم نمونه‌های آموزشی اشاره کرد؛ به‌گونه‌ای که در مقایسه با روش‌های دیگر دسته‌بندی داده، با مقدار کمتری داده آموزشی می‌تواند نتایج به‌مراتب خوبی ارائه کنند که این موضوع در مسائلی مانند عیب‌یابی که شاید به‌دست آوردن داده‌ها در آن مشکل و هزینه‌بر باشد، به پیشرفت عملیات

سیستم تا حد زیادی افزایش داده شود. اما قبل از پرداختن به فرآیند، ابتدا مطالبی مختصر در رابطه با تبدیل موجک و ماشین بردار پشتیبان ارائه می‌گردد.

جدول ۱ برخی تفاوت‌های شبکه عصبی مصنوعی و

ماشین بردار پشتیبان

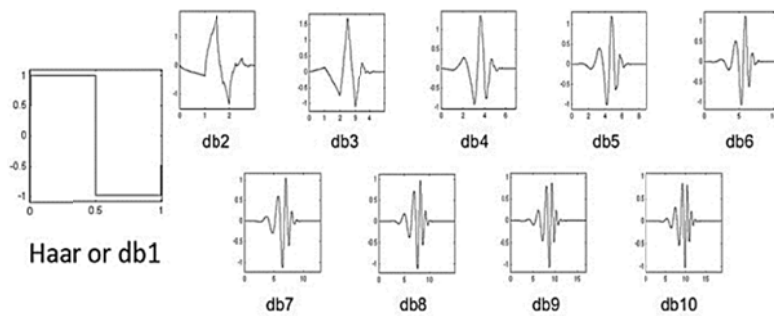
شبکه عصبی مصنوعی	ماشین بردار پشتیبان
پاسخ بهینه‌سازی ممکن است دچار مینیمم‌های محلی شود	پاسخ بهینه‌سازی یکتا و در سراسر دامنه اعتبار دارد
با افزایش داده‌های آموزشی عملیات آموزش نیز بسیار بیشتر می‌شود	عملیات آموزش به تعداد داده‌های آموزشی ارتباطی ندارد
حداقل کردن خطر تجربی (empirical risk minimization)	حداقل کردن خطر ساختاری (structural risk minimization)

تبدیل موجک

یک موجک، یک موج کوتاه‌مدت با مقدار میانگین صفر می‌باشد. در مقایسه موجک‌ها با موج‌های سینوسی، (که پایه تحلیل فوریه هستند) موج‌های سینوسی مدت محدودی ندارند (از $-\infty$ تا $+\infty$ ادامه دارد) و همین‌طور موجک‌ها بر خلاف سینوس‌ها که هموار و قابل پیش‌بینی هستند، غیرمنظم و غیرمقارن می‌باشند. همان‌طور که در تحلیل فوریه، سیگنال به موج‌های سینوسی با فرکانس‌های متفاوت شکسته می‌شد، در تحلیل موجک، سیگنال به نمونه‌های منتقل و کوچک (یا بزرگ) شده (Shifted and Scaled) موجک اصلی (موجک مادر) شکسته می‌شود. با توجه به شکل نامنظم موجک‌ها می‌توان دریافت که در مقایسه با تحلیل فوریه با سینوس‌های هموار، سیگنال‌هایی با تغییرات سریع را با موجک‌ها راحت‌تر می‌توان تحلیل کرد. موجک‌ها به چندین خانواده تقسیم می‌شوند، که از بین آنها موجک مادر برای تبدیل موجک انتخاب می‌شود. در شکل (۱) خانواده موجک‌های دابشی (Daubechies) که در این تحقیق از آنها استفاده خواهد شد، مشاهده می‌شود. از انواع دیگر موجک‌ها می‌توان به مورله، کلاه مکزیکی و میر نیز اشاره کرد.

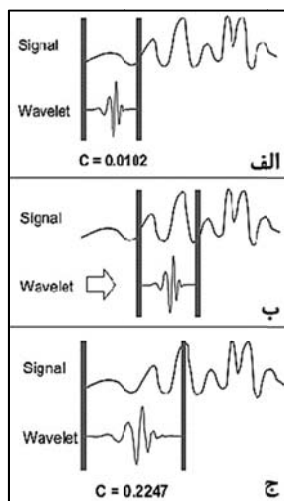
داده‌های خروجی تبدیل موجک و آموزش ماشین بردار پشتیبان برای شناسایی الگوی عیوب می‌باشد. قابل ذکر است که در صنعت امروز کشور و به‌طور مشخص تولیدکنندگان خودرو، از سیستم عیب‌یابی در حوزه فرکانس بهره می‌برند و از هوش مصنوعی نیز استفاده نمی‌کنند و این مهندسان ماهر در این زمینه هستند که با تحلیل سیگنال‌ها عیوب را شناسایی می‌کنند.

برای مقایسه روش ارائه‌شده در این تحقیق می‌بایست هر کدام از مراحل سه‌گانه عیب‌یابی (داده‌برداری، تحلیل داده و هوش مصنوعی) را به صورت جداگانه با روش‌های مشابه مقایسه کرد. در گام داده‌برداری کاملاً واضح است که همه چیز به تجهیزات آزمایشگاهی وابسته است و هرچه داده‌های بیشتر و دقیق‌تری در اختیار محققان قرار گیرد تحلیل‌های صورت گرفته دقیق‌تر و شبکه‌های تشخیص الگو با خطای کمتری پاسخ می‌دهند. برای تحلیل داده نیز همان‌طور که گفته شد روش‌های مختلفی مورد استفاده است که هر کدام در رابطه با یافتن ویژگی خاصی و کاربرد مشخصی به کار گرفته می‌شوند. اما با توجه به جامع بودن روش‌های زمان فرکانس و دربرگرفتن سیگنال‌های غیرپایا، استفاده از تبدیل موجک به مراتب افزایش پیدا کرده است [7]. گام سوم که فرآیند خودکارسازی را فراهم می‌کند نیز در سال‌های اخیر پیشرفت‌های زیادی داشته است. تا مدت‌ها از شبکه‌های عصبی به عنوان بهترین هوش‌های طبقه‌بندی استفاده می‌شد اما با ظهور روش ماشین بردار پشتیبان و مقایسه‌هایی که بین این دو روش انجام گرفت مشخص شد که روش ماشین بردار پشتیبان برای آموزش دیدن به مراتب زمان و هزینه کمتری طلب می‌کند. در مرجع [6] مقایسه کاملی بین این دو روش انجام گرفته است. در جدول (۱) برخی از تفاوت‌های این دو روش هوش مصنوعی آورده شده است. در این مقاله سعی شده است با ترکیب بهترین گزینه‌ها در هر گام و هم‌چنین انتخاب یک معیار تازه برای تشخیص الگو، فرآیند عیب‌یابی خودکار شود و سرعت آموزش



شکل ۱ موجک‌های مادر خانواده دابشی [8]

ضریب C محاسبه شود. (شکل ۲-ب)
 ۴. موجک بزرگ‌تر می‌شود (کشیده می‌شود) و عملیات مراحل ۲ و ۳ تکرار می‌گردد. (شکل ۲-ج)
 ۵. برای تمامی مقیاس‌های مورد نظر عملیات مراحل ۲، ۳ و ۴ اعمال می‌شود.
 به این ترتیب می‌توان نمودار ضرایب تبدیل موجک را به دست آورد.



شکل ۲ مراحل به دست آوردن ضرایب تبدیل موجک پیوسته [8]

رابطه مقیاس و فرکانس. همان‌طور که در قسمت قبل گفته شد، هرچه مقدار مقیاس بیشتر باشد، موجک مورد مقایسه نیز کشیده‌تر است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت هرچه مقیاس بیشتر است، فرکانس کمتر

تبدیل موجک پیوسته. تبدیل موجک پیوسته همان تبدیل فوریه است که به جای موج سینوسی، از تابع موجک مادر منتقل شده و تغییر اندازه یافته ψ استفاده شده است:

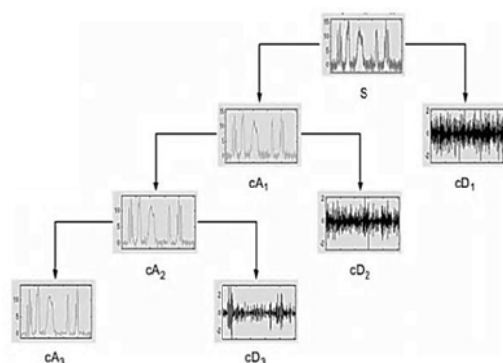
$$C(\text{scale, position}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi(\text{scale, position, } t) dt \quad (1)$$

در این رابطه پارامتر C ، ضریب موجک و تابع $f(t)$ مربوط به داده‌های به دست آمده در حوزه زمان است. نتیجه این تبدیل، ضرایب موجک است که همگی تابعی از مقیاس و مکان هستند. (با به عبارتی برای هر مقیاس و جایگاهی یک ضریب تعیین می‌شود) بنابراین با ضرب کردن هر کدام از آنها در موجکی با مقیاس و جایگاه متناظر، می‌توان اجزای موجکی سیگنال اصلی را به دست آورد.

به دست آوردن ضرایب تبدیل موجک پیوسته به صورت مفهومی به پنج مرحله زیر تقسیم می‌شود:

- انتخاب یک موجک به عنوان موجک مادر.

- محاسبه مضرب متناظر C بر اساس همبستگی موجک و قسمتی از سیگنال که در حال بررسی است. این همبستگی شامل مقدار انرژی ۲ موج و ضریب همبستگی آن ۲ می‌شود. (شکل ۲-الف)
- موجک حرکت داده شده و با قسمت‌های دیگر سیگنال مقایسه می‌گردد. این کار تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که برای تمام قسمت‌های سیگنال



شکل ۳ تصویری از یک تبدیل موجک گسسته تا مرحله سوم [8]

ماشین بردار پشتیبان

روش‌های آموزش کلاسیک از جمله شبکه عصبی، به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که خطای داده‌های آموزشی را به کمترین مقدار خود برسانند که این کار حداقل‌سازی خطر تجربی (Empirical Risk Minimization) نام دارد. ولی از طرفی ماشین بردار پشتیبان براساس حداقل‌سازی خطر ساختاری (Structural Risk Minimization) که ریشه در تئوری آموزش‌های آماری دارد، بنا شده است. اصل حداقل‌سازی خطر ساختاری بر پایه کاهش دادن خطای عمومی‌سازی (افزایش پاسخ‌های صحیح به مجموعه داده‌های آزمایش) استوار است [5]. ماشین بردار پشتیبان توانایی رسیدگی به فضاهای بسیار بزرگ و ویژگی را خواهد داشت، چرا که در زمان آموزش آن، ابعاد بردارهای دسته‌بندی تأثیر زیادی در عملکردش نخواهند داشت که این امر در سیستم‌های دسته‌بندی معمولی تأثیرگذار است. این موضوع در دسته‌بندی عیوب پایش وضعیت نیز می‌تواند بسیار مفید باشد، چراکه در آن‌جا ممکن است تعداد ویژگی‌های عیوب زیاد باشد. کاربرد و عملکرد ماشین بردار پشتیبان در زمینه‌های مختلف دسته‌بندی در مرجع [5] مرور شده است. در ادامه به کلیاتی از تئوری و مفاهیم اولیه ماشین بردار پشتیبان پرداخته می‌شود.

می‌باشد و هرچه مقیاس کمتر باشد، فرکانس بیشتر است. این رابطه با روابط ریاضی نیز قابل بیان است:

$$F_a = \frac{F_c}{a \cdot \Delta} \quad (2)$$

که در آن F_c فرکانس مرکزی موجک برحسب هرتز، a مقیاس، Δ پرپود نمونه‌برداری و F_a شبه فرکانس مرتبط با مقیاس a بر حسب هرتز می‌باشند.

تبدیل موجک گسسته. محاسبه تمامی ضرایب تبدیل موجک در تمام مقیاس‌ها علاوه بر این‌که حجم داده زیادی ایجاد می‌کند، گاهی اوقات ضرورتی نیز ندارد. تبدیل موجک گسسته با انتخاب مقیاس و جایگاه براساس توان‌های ۲، تحلیلی با همان دقت و بازده عملیاتی بیشتر ارائه می‌کند. یک راه مؤثر و سریع برای انجام این عملیات (تبدیل موجک گسسته) از طریق فیلترها است که در سال ۱۹۸۸ توسط ملات [9] ارائه گردید.

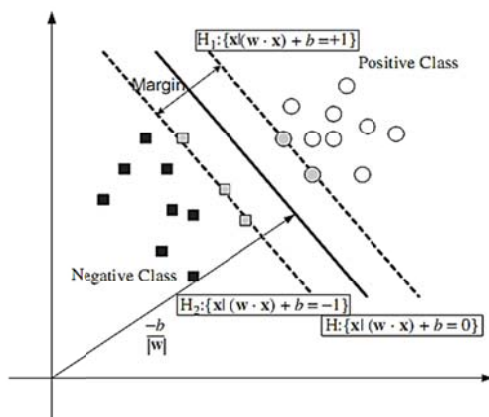
برای اکثر سیگنال‌ها، محتویات فرکانس پایین، مهم‌ترین قسمت سیگنال می‌باشد، چراکه هویت سیگنال در آن قرار گرفته است. به‌طور مثال در صدای انسان، اگر قسمت فرکانس بالا حذف شود، صدا تغییر می‌کند ولی هم‌چنان می‌توان معنای کلام را از آن دریافت کرد. اما اگر قسمت فرکانس پایین آن حذف گردد، چیزی به‌جز خش‌خش شنیده نمی‌شود. در تحلیل موجک گسسته سیگنال به دو قسمت تقریب که شامل مقیاس‌های بالا (فرکانس پایین) است و جزئیات که شامل مقیاس‌های کم (فرکانس بالا) است، تقسیم می‌شود. در شکل (۳) یک نمای کلی از این تبدیل مشاهده می‌شود. قابل توجه است که ضرایب جزئیات cD ، غالباً کوچک هستند و بیشتر شامل نویز سیگنال می‌شوند، در حالی که ضرایب تقریب cA شکل همان سیگنال اصلی را با نویزی به‌مراتب کمتر حفظ کرده‌اند. این عملیات تجزیه می‌تواند تکرار گردد و سیگنال تقریب در مراحل بعد به اجزای کوچک‌تر تجزیه گردد و جزئیات بیشتری از سیگنال را نمایان کند.

با مربع‌ها و دایره‌های خاکستری نمایش داده شده‌اند. زمانی که بردارهای پشتیبان تعیین می‌شوند، داده‌های دیگر ارزشی ندارند، چراکه این بردارهای پشتیبان تمام اطلاعات لازم برای تعریف تفکیک کننده را دارا هستند. قابل ذکر است که فاصله عمودی دو خط مقطع برابر $2/w$ است. بنابراین با حل کردن مسئله بهینه‌سازی زیر، ابرصفحه جداکننده بهینه به دست خواهد آمد:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \frac{1}{2}w^2 \\ & \text{subject to : } y_i f(\mathbf{x}_i) = y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \\ & \text{for } i = 1, 2, \dots, M \quad (6) \end{aligned}$$

با به کارگیری شرایط کاروش - کان - تاکر می‌توان مسئله را به معادل ساده‌تر لاگرانژی آن تبدیل کرد:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2}w^2 - \\ & \sum_{i=1}^M \alpha_i [y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1] \quad \alpha_i \geq 0 \quad (7) \end{aligned}$$



شکل ۴ یک دسته‌بندی دویعدی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان [5]

حال مسئله حداقل کردن عبارت بالا نسبت به w و b است و هم‌چنین ماکزیمم کردن آن نسبت به متغیر α . به این ترتیب با به دست آوردن نقطه زینی مسئله،

تئوری ماشین بردار پشتیبان. فرض می‌شود که $X_i (i=1, 2, \dots, M)$ داده‌های ورودی هستند که در آن M تعداد نمونه‌ها است. به‌طور مثال نمونه‌ها باید در دو دسته جای گیرند: کلاس مثبت یا $y_i = 1$ و کلاس منفی یا $y_i = -1$. اگر داده‌ها به صورت خطی قابل تمایز باشند، می‌توان آنها را با ابرصفحه $f(\mathbf{x}) = 0$ جدا کرد:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = \sum_{j=1}^M w_j x_j + b = 0 \quad (3)$$

که در آن w یک بردار M مؤلفه‌ای و b یک اسکالر است. تابع تصمیم‌گیری براساس علامت $f(\mathbf{x})$ ساخته خواهد شد تا بتواند داده‌ها را به دو دسته مثبت و منفی تقسیم کند. ابرصفحه جداکننده باید قیود زیر را رعایت کند:

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}_i) = 1 & \text{if } y_i = 1 \\ f(\mathbf{x}_i) = -1 & \text{if } y_i = -1 \end{cases} \quad (4)$$

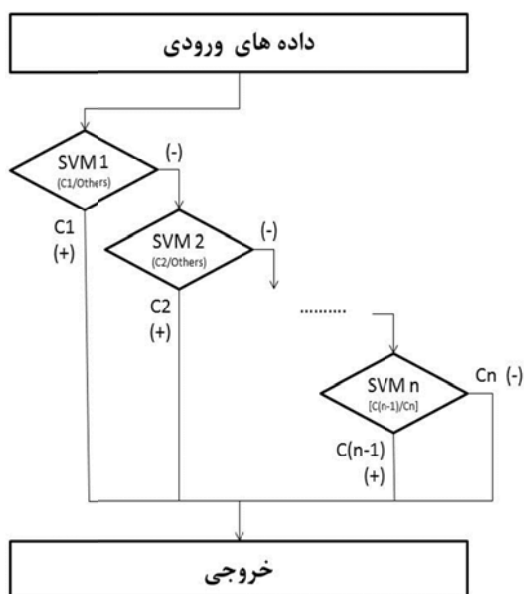
و یا:

$$\begin{aligned} & y_i f(\mathbf{x}_i) = y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \\ & \text{for } i = 1, 2, \dots, M \quad (5) \end{aligned}$$

ابرفاصله جداکننده‌ای را که بیشترین فاصله ممکن را بین صفحه و نزدیک‌ترین داده به آن ایجاد کند ابرصفحه جداکننده بهینه می‌نامند. نمونه‌ای از این ابرصفحه در شکل (۴) نمایش داده شده است. در این شکل مجموعه‌ای از نقاط داده که دو دسته متفاوت را تشکیل می‌دهند نشان داده شده است: مربع‌های سیاه برای دسته منفی و دایره‌های سفید برای دسته مثبت. ماشین بردار پشتیبان تلاش می‌کند تا یک خط مرزی بین دو دسته داده ایجاد کند، به‌گونه‌ای که حاشیه تشکیل شده به وسیله خطوط مقطع به بیشینه خود برسد. نزدیک‌ترین داده‌هایی که باعث ایجاد حاشیه خطوط مقطع می‌شوند را بردارهای پشتیبان می‌نامند که

+1 و -1 تقسیم می‌شدند. حال آن‌که در مسائل طبیعی و در اکثر عیب‌یابی‌ها بیش از دو کلاس نیاز خواهد بود. بنابراین در ادامه به چند تکنیک برای استفاده ماشین بردار پشتیبان در دسته‌بندی چندکلاسه اشاره خواهد شد. توضیحات بیشتر در رابطه با دیگر روش‌ها در مرجع [9] آمده است.

روش یکی در برابر همه. در این روش به‌ازای هر کلاس از داده‌ها یک ماشین بردار پشتیبان آموزش داده می‌شود که برای داده‌های آن کلاس، پاسخ +1 را برمی‌گرداند و برای داده‌های دیگر کلاس‌ها، پاسخ -1 را خواهد داد. و با سری قرار دادن این SVMها، یک شبکه ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه ایجاد خواهد شد. در شکل (5) این الگوریتم به نمایش در آمده است.



شکل 5 الگوریتم تصمیم‌گیری روش یکی در برابر همه

روش یکی در برابر یکی. در این روش به‌ازای هر جفت کلاس یک ماشین بردار پشتیبان ایجاد می‌شود. به‌عبارتی به‌ازای K دسته متفاوت، $[K(K-1)]/2$

متغیرهای w ، b و a مشخص می‌شوند. بنابراین تابع تصمیم‌گیری به قرار زیر خواهد بود:

$$f(x) = \text{sign}(w^T x + b)$$

$$\text{or } f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i,j=1}^M \alpha_i y_i (x_i, x_j) + b\right) \quad (8)$$

ماشین بردار پشتیبان توانایی حل مسائل دسته‌بندی غیرخطی را نیز دارد این امر با به‌کارگیری تابع کرنل مورد نظر محقق می‌شود. برای این کار داده‌های اولیه به یک فضای ویژگی با ابعاد بیشتری نگاشت می‌شوند و در آن‌جا به شکل خطی دسته‌بندی صورت می‌گیرد. با استفاده از تابع کرنل $K(x_i, x_j)$ تابع تصمیم‌گیری به شکل زیر نوشته می‌شود:

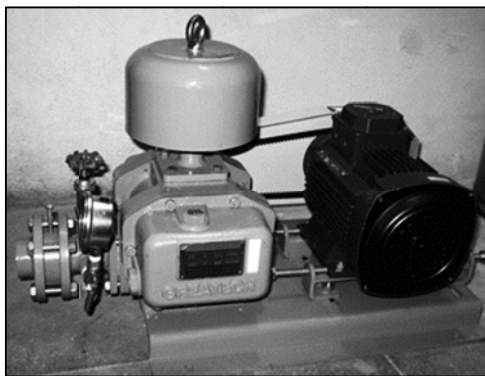
$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i,j=1}^M \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b\right) \quad (9)$$

هر تابعی که در قضیهٔ مرسر (به نقل از مرجع [5]) صدق کند می‌تواند به‌عنوان کرنل استفاده شود. این توابع می‌بایست پیوسته و معین مثبت باشند. برخی از این توابع کرنل در جدول (2) آورده شده‌اند.

جدول 2 توابع کرنل برای تابع تصمیم‌گیری ماشین بردار پشتیبان [5]

کرنل	$K(x_i, x_j)$
خطی	$x_i^T \cdot x_j$
چند جمله‌ای	$(\gamma x_i^T \cdot x_j + \tau)^d, \gamma > 0$
RBF گوسی	$\exp\left(\frac{-x_i - x_j^2}{2\gamma^2}\right)$

ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه. روش ماشین بردار پشتیبان ماهیتاً یک روش دودویی است، همان‌طور که در تئوری ذکر شده مشاهده شد، داده‌ها در دو کلاس

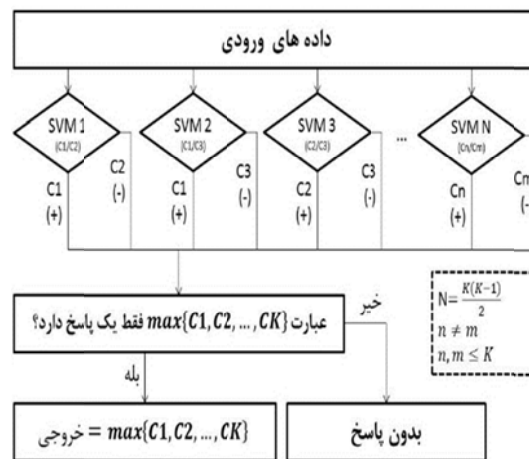


شکل ۷ کمپرسور سه‌باله‌ای مدل جی ۴۰ از شرکت گریتهک

کمپرسور سه‌باله‌ای مورد آزمایش. در این مقاله، برای اعتبارسنجی روش عیب‌یابی ارائه شده از کمپرسور سه‌باله‌ای گریتهک مدل جی ۴۰ استفاده شده است. موتور استفاده شده در کنار کمپرسور، موتور دو اسب بخار شرکت موتوژن می‌باشد که با سرعت ۱۴۰۰ دور بر دقیقه گردش می‌کند. قابل ذکر است که دور کمپرسور نیز حدود ۲۰۵۰ دور بر دقیقه می‌باشد و وزن آن به همراه موتور حدود ۵۰ کیلوگرم می‌باشد. این کمپرسور از بازار تهیه گردید، چراکه نیاز به یک کمپرسور سالم می‌باشد تا هوش مصنوعی آموزش صحیحی ببیند. (البته منظور از سالم به معنی نداشتن هیچ‌کدام از عیوبی است که مورد بررسی این تحقیق قرار گرفته است.) در هنگام راه‌اندازی نخست، کمپرسور به وسیله یک ساعت اندازه‌گیری نصب شد و نامیزانی شفت‌های آن کاملاً رفع گردید.

با توجه به این که کمپرسور به صورت بدون بار تحت آزمایش قرار می‌گیرد، فونداسیونی با بیش از سه برابر وزن کمپرسور کفایت می‌کند. برای این منظور، دو شاخه تیرآهن ۱۸ با مجموع وزنی حدود ۴۰ کیلوگرم در زیر کمپرسور قرار گرفتند و با چهار جفت پیچ و مهره کاملاً متصل شدند. و در نهایت مطابق شکل (۸) چهار عدد بلوک بتنی که هر کدام بیش از ۳۵ کیلوگرم وزن داشتند، بر روی تیرآهن‌ها قرار گرفت تا وزنی بیش از ۱۸۰ کیلوگرم کمپرسور را بر روی زمین مهار کند.

تفکیک‌کننده تعلیم می‌بینند و دسته‌بندی براساس آن چه در شکل (۶) آمده است انجام می‌گیرد.



شکل ۶ الگوریتم تصمیم‌گیری روش یکی در برابر یکی

فرآیند عیب‌یابی

همان‌طور که گفته شد، فرآیند عیب‌یابی شامل داده‌برداری ارتعاشی، پردازش سیگنال از طریق تبدیل موجک گسسته، استخراج ویژگی از داده‌های خروجی تبدیل موجک و آموزش ماشین بردار پشتیبان برای شناسایی الگوی عیوب می‌باشد. این کار بر روی یک نوع کمپرسور جابه‌جایی مثبت، به نام دمنده ریشه‌ای سه‌باله‌ای (Tri-lobe Roots Blower) انجام می‌گیرد. در شکل (۷) تصویری از این کمپرسور آورده شده است. در ادامه ابتدا کمپرسور و محیط آن شرح داده می‌شود و سپس با به دست آوردن داده‌ها به تحلیل سیگنال و آموزش سیستم هوشمند عیب‌یابی پرداخته خواهد شد. قابل ذکر است از آنجا که ایجاد عیوب پیچیده و غیرقابل بازگشت هزینه فراوانی برای تحقیق و بررسی طلب می‌کرده است و تأمین این هزینه در حدود یک پروژه دانشگاهی مقدور نبوده، از تعداد کمی عیب ساده فقط به جهت دسته‌بندی استفاده شده است، که البته از دقت فرآیند کاسته نخواهد شد.

۱. کمپرسور سالم.
 ۲. کمپرسور با عیب نابالانسی.
 ۳. کمپرسور با عیب نامیزانی.
 ۴. کمپرسور با عیوب نابالانسی و نامیزانی.
- در شکل (۱۰) کمپرسور نابالانس قابل مشاهده است. برای نابالانس کردن شفت از یک جسم ۶۰ گرمی در فاصله‌ی دو سانتی‌متری مرکز شفت استفاده شد. در شکل (۱۱) کمپرسور نامیزان نشان داده شده است. برای این منظور موتور مقداری در جای خود چرخانده شد. مکان قبلی پایه‌ی عقبی موتور با نوار چسب سفید رنگ در شکل مشخص است.



شکل ۱۰ کمپرسور نابالانس شده

ذکر دو نکته در توضیحات فوق الزامی است. اول این که انتخاب شتاب افقی کمپرسور به این دلیل است که عیب نامیزانی به علت وجود فونداسیون و سنگینی کل سیستم در ارتعاشات افقی نمود بیشتری دارد و در تفکیک عیوب کمک بیشتری خواهد کرد. دوم این که حالت عیب ترکیبی که در مورد آخر در نظر گرفته شده، ترکیب دو عیب است که خود می‌تواند به نمایندگی از دسته‌ی بزرگی از عیوب صنعتی باشد، چراکه در عمل تفکیک کامل عیوب تقریباً نشدنی است، و به این ترتیب می‌توان نشان داد که حتی اگر عیوب در کنار هم نیز در نظر گرفته شوند و به صورت یک دسته‌ی جدا طبقه‌بندی گردند، باز هم در فرآیند عیب‌یابی معرفی‌شده در این تحقیق، قابل بررسی هستند.

داده‌برداری. برای داده‌برداری از یک دستگاه تحلیل‌گر STD-3300، استفاده شده است. این دستگاه امکانات زیادی برای داده‌برداری حرفه‌ای داراست و از دقت بسیار بالایی برخوردار می‌باشد. از این دستگاه هم‌اکنون برای عیب‌یابی در صنایع پیشرفته‌ی کشور مانند صنعت خودروسازی استفاده می‌شود.



شکل ۸ کمپرسور سه‌باله‌ای به همراه فنداسیون تعبیه شده

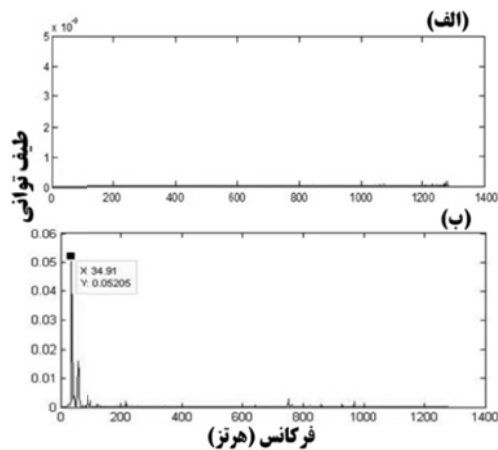
در این مرحله با راه‌اندازی کمپرسور و اندازه‌گیری ارتعاشات، داده‌های مورد نظر فرآیند عیب‌یابی به دست می‌آیند. برای این منظور، سیگنال شتاب افقی نقطه‌ای از کمپرسور، با فرکانس ۲۵۶۰ داده بر ثانیه برداشته می‌شود. (فرکانس از مشخصات دستگاه داده‌برداری بوده است). در شکل (۹) دستگاه داده‌برداری قابل مشاهده است.



شکل ۹ نمایی از دستگاه داده‌برداری به همراه کمپرسور مورد آزمایش

این عملیات برای چهار حالت از کمپرسور انجام می‌گیرد و برای هر حالت پنج مرتبه به مدت یک ثانیه داده‌ها ثبت می‌شوند. بنابراین در انتها چهار دسته‌ی طبقه‌بندی که هر کدام شامل پنج سیگنال هستند، به دست می‌آید. این چهار حالت عبارتند از:

توانی سیگنال‌های به دست آمده از کمپرسور با عیب نابالانسی که معیار آن در گذشته ثابت شده است، درستی سیگنال زمانی تحقیق می‌گردد.

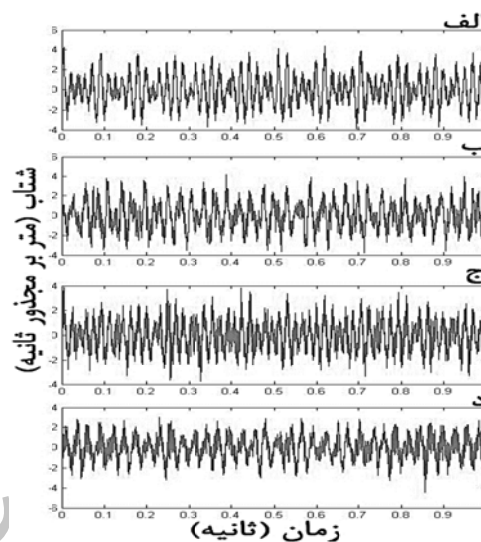


شکل ۱۳ طیف توانی نمونه سیگنال به دست آمده از کمپرسور (الف) سالم، (ب) با عیب نابالانسی

پردازش سیگنال با استفاده از تحلیل طیفی. عیب‌یابی از طریق تحلیل طیفی در حوزه فرکانس، علمی شناخته شده است که در صنعت به صورت گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش مزایا و معایبی دارد که در مراجع مختلف آمده است. با این حال در این جا برای اثبات صحت داده‌های به دست آمده می‌توان از آن استفاده کرد. ویژگی‌های معیار برای تشخیص عیب در اجزای مکانیکی مختلف را می‌توان در مرجع [10] یافت. روش تشخیص عیب نابالانسی از طریق طیف توانی به این گونه است که این عیب یک پیک قوی در فرکانس چرخش شفت ایجاد می‌کند. در شکل (۱۳) طیف توانی کمپرسور سالم و کمپرسور با محور نابالانس مشاهده می‌شود. همان‌طور که قابل مشاهده است در طیف توانی کمپرسور سالم اثری از عیب نابالانسی دیده نمی‌شود و در نمونه آورده شده برای کمپرسور نابالانس، در نزدیکی فرکانس شفت یعنی ۳۴ هرتز، پیک بزرگی مشاهده می‌شود.



شکل ۱۱ کمپرسور نامیزان شده

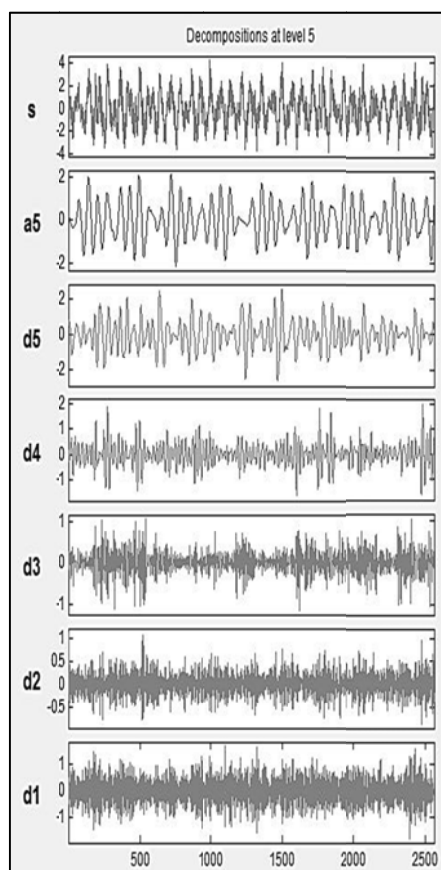


شکل ۱۲ نمونه سیگنال‌های به دست آمده از آزمایش‌ها، (الف) کمپرسور سالم، (ب) با عیب نابالانسی، (ج) با عیب نامیزانی، (د) با عیوب نابالانسی و نامیزانی

از پنج سیگنال به دست آمده برای هر حالت، یک سیگنال را برای تست نهایی کنار گذاشته و از چهار سیگنال دیگر به عنوان داده‌های آموزشی استفاده می‌شود. در شکل (۱۲) نمونه‌ای از هر حالت به نمایش در آمده است.

تحلیل سیگنال. پس از به دست آوردن داده‌های مورد نیاز برای عیب‌یابی، نوبت به تحلیل سیگنال‌ها و استخراج یک ویژگی معیار از درون آن‌ها می‌رسد. اما قبل از این کار، با استفاده از یکی از روش‌های متداول و تثبیت شده گذشته، صحت داده‌های به دست آمده بررسی می‌شود. به این گونه که با به دست آوردن طیف

نمونه‌سیگنال‌های به دست آمده در حوزه زمان هستند. نمونه‌ای از نتیجه محاسبات در جدول (۳) آورده شده است. در این جدول پارامتر d_4 و d_5 به ترتیب مربوط به تجزیه موجک مادر دابشی چهار و پنج هستند و سایر ضرایب هم به این صورت نام‌گذاری می‌شوند. پارامتر a_5 هم مربوط به مرحله پنج اعمال تبدیل موجک است. هم‌چنین همان‌طور که قابل مشاهده است، سیگنال‌هایی که یک عیب مشترک در آن‌ها نهفته است، دارای توزیع انرژی تقریباً یکسانی هستند. و هم‌چنین سیگنال‌های با عیوب متفاوت توزیع انرژی متفاوتی نیز دارند. همین امر کافی است تا بتوان الگوی مناسبی برای تشخیص آن‌ها در شبکه‌های هوشمندی چون ماشین بردار پشتیبان طراحی کرد.



شکل ۱۴ تبدیل موجک گسسته یک سیگنال کمپرسور با عیب نابالانسی

استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل موجک. همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، ۲۵۶۰ داده به دست آمده برای هر سیگنال در مرحله جمع‌آوری داده برای استفاده در ورودی شبکه هوشمند تشخیص الگو بسیار زیاد است. بنابراین بهترین کار استخراج تعدادی ویژگی معیار از درون این داده‌ها است، تا هوش مصنوعی براساس آن‌ها بتواند عیوب را از یکدیگر تفکیک کند. برای این کار در این تحقیق از تبدیل موجک گسسته استفاده می‌شود.

برای تجزیه سیگنال‌های زمانی به اجزای موجکی خرد از نرم‌افزار متلب استفاده شده است. در این تجزیه موجک مادر دابشی چهار تا مرحله پنج مورد استفاده قرار گرفت. بنابراین پس از تجزیه هر سیگنال به پنج سیگنال ضرایب جزئیات و یک سیگنال ضرایب تقریب تقسیم شد. انتخاب موجک مادر براساس آزمون و خطا و هم‌چنین عمومیت داشتن استفاده از آن در عیب‌یابی‌ها بوده است. در شکل (۱۴) نمونه‌ای از این تجزیه دیده می‌شود.

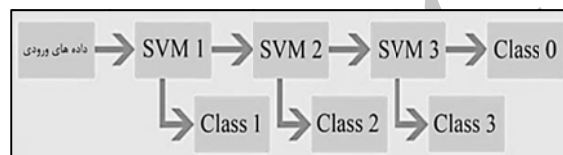
ویژگی استفاده شده در این تحقیق، توزیع انرژی سیگنال‌های ضرایب جداسازی شده می‌باشد. به این صورت که انرژی هر کدام از سیگنال‌ها و سیگنال‌های ضرایب آن‌ها از رابطه (۱۰) محاسبه شده است [11]. سپس کسری از انرژی کل نهفته در سیگنال اصلی که در هر کدام از سیگنال‌های جدا شده موجود است، محاسبه خواهد شد. این اعداد به دست آمده که مجموعاً شش عدد بین ۰ و ۱۰۰ برای هر سیگنال می‌باشند، به‌اضافه انرژی سیگنال اولیه، به‌عنوان ورودی شبکه هوشمند تشخیص الگو استفاده خواهند شد.

$$E_s = \int_a^b |x(t)|^2 dt \quad (10)$$

در این رابطه کمیت E_s انرژی هر کدام از سیگنال‌ها و سیگنال‌های ضرایب است و کمیت $x(t)$

جدول ۳ نمونه‌ای از نتایج محاسبات استخراج ویژگی

دارای عیب نابالانسی ۱	دارای عیب نابالانسی ۲	دارای عیب نامیزانی ۱	دارای عیب نامیزانی ۲	
۳۶/۹۱	۳۳/۴۲	۱۴/۲۶	۱۳/۵۰	درصد انرژی a5
۳۵/۸۸	۳۵/۵۵	۴۴/۶۹	۴۴/۵۷	درصد انرژی d5
۹/۰۵	۸/۹۳	۹/۹۵	۹/۴۸	درصد انرژی d4
۴/۴۶	۴/۷۴	۳/۳۳	۳/۱۶	درصد انرژی d3
۳/۱۹	۳/۲۴	۲/۹۶	۲/۷۹	درصد انرژی d2
۱۰/۵۰	۱۱/۱۲	۲۴/۸۱	۲۶/۵۰	درصد انرژی d1
۵۶۶۹	۵۳۰۶	۳۷۵۱	۴۰۶۵	انرژی سیگنال



شکل ۱۵ نمایی کلی از سیستم ماشین بردار پشتیبان

جدول ۴ نام‌گذاری کلاس‌های ماشین بردار پشتیبان

کلاس ۰	سالم
کلاس ۱	دارای نابالانسی
کلاس ۲	دارای نامیزانی
کلاس ۳	دارای نابالانسی و نامیزانی

آموزش ماشین بردار پشتیبان. برنامه مورد نظر در نرم‌افزار متلب نوشته شد. برای آموزش هر کدام از ماشین‌های بردار پشتیبان داده‌های ورودی تفکیک و داده‌های هدف تنظیم گردید. به‌طور مثال برای ماشین اول که عیب نابالانسی را از دیگر عیوب تفکیک می‌کند، تمام داده‌ها وارد سیستم می‌شود و مجموعه هدف برای چهار داده مربوط ۱+ و برای باقی داده‌ها ۱- است. اما برای ماشین دوم داده‌های عیب اول حذف می‌شود و با ۱۲ داده باقیمانده به‌همان صورت اول رفتار می‌شود. در انتها نیز فقط داده‌های مربوط به

سیستم هوشمند تشخیص الگو. در این مرحله با آموزش یک سیستم هوشمند نرم‌افزاری، فرآیند عیب‌یابی تکمیل می‌شود. در این تحقیق برای ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه از روش یکی در برابر همه استفاده شده است. به این صورت که سه ماشین بردار پشتیبان مجزا به‌صورت سری در کنار هم قرار داده شد که در هر کدام از آنها یکی از عیوب تفکیک می‌شد. در شکل (۱۵) نمایی کلی از سیستم مورد نظر به نمایش در آمده است. هم‌چنین در جدول (۴) نحوه نام‌گذاری هر کدام از کلاس‌ها مشخص گردیده است.

شده، می‌توان با تعریف کلاس‌های بیشتر عیوب دیگر را نیز به سیستم اضافه کرد که خود هر کدام نیازمند آموزش‌های متفاوت به سیستم تشخیص الگو می‌باشند. هم‌چنین برای سیستم‌های پیچیده‌تر که برنامه‌ریزی تعمیرات برایشان از اهمیت خاصی برخوردار است، می‌توان با تعریف کلاس‌های متفاوت برای هر عیب به‌گونه‌ای که درصد خرابی و زمان کارکرد را به‌صورت حدودی متمایز کند، پیش‌بینی تقریباً دقیقی از عمر دستگاه (یا قطعه‌ای از دستگاه) به‌دست آورد. این کار خود زمینه‌ساز یک سیستم پیچیده و البته هزینه‌بر (در فاز آموزش) خواهد بود که شاید برای صنایع خاصی مفید واقع شود.

برای صنایع کوچک‌تر نیز می‌توان کاربردی را پیشنهاد کرد. به‌طور مثال در قسمت کنترل کیفیت محصولات تولید شده یک کارخانه می‌توان از یک سیستم تشخیص دوکلاسه استفاده کرد به‌گونه‌ای که سیستم تشخیص الگو، محصولات را که از یک سطح کیفی معین پایین‌تر هستند تفکیک کند.

یکی دیگر از مزایای این روش، مقایسه‌ای بودن داده‌ها است. به‌طوری‌که تقریباً نیازی به حذف نویزهای موجود در سیگنال نمی‌باشد. تا زمانی که محیط و دستگاه‌های داده‌برداری تغییری نکنند می‌توان نویز را برای تمامی داده‌ها یکسان در نظر گرفت و فرآیند تحلیل سیگنال را انجام داد.

در ادامه روند پیشرفت این فرآیند عیب‌یابی ارائه‌شده نیز می‌توان پیشنهاد کرد که از سیگنال‌های ارتعاشی در جهات دیگر که عیوب متفاوت را بهتر نشان می‌دهند نیز در روند آموزش استفاده کرد و یا حتی سیگنال‌های سرعت و جابه‌جایی را نیز به‌همین صورت در داده‌های آموزشی گنجانند. بدیهی است که هرچه تعداد داده‌های آموزشی بیشتر باشد، دقت پاسخ‌دهی سیستم نیز بیشتر خواهد بود.

کمپرسور سالم به‌عنوان کلاس صفر باقی می‌ماند. تابع کرنل برای هر سه ماشین بردار پشتیبان برنامه، RBF با سیگمای پنج می‌باشد. پارامتر C نیز برای همه ماشین‌ها ۱۰ در نظر گرفته شد. اعداد در نظر گرفته شده حساسیت بالایی ندارند و به‌راحتی با کمی آزمون و خطا به مقدار بهینه خود می‌رسند.

تست ماشین بردار پشتیبان. پس از آموزش ماشین بردار پشتیبان، می‌بایست مقدار دقت آن در موارد دیگر آزمایش شود. به این گونه که با وارد کردن چهار مورد کنار گذاشته شده از شبیه‌سازی‌ها، پاسخ ماشین بردار پشتیبان با نتایج درست مقایسه می‌شود. این کار توسط برنامه دیگری انجام می‌گردد و پاسخ‌های به‌دست آمده در جدول (۵) آمده است.

جدول ۵ پاسخ ماشین بردار پشتیبان طراحی شده به سیگنال‌های تست بعد از آموزش

شماره تست	پاسخ برنامه	پاسخ صحیح	صحت
۱	۰	۰	✓
۲	۱	۱	✓
۳	۲	۲	✓
۴	۳	۳	✓

در برنامه دوم هر کدام از سیگنال‌ها ابتدا تبدیل موجک گسسته می‌شود سپس توزیع انرژی آن‌ها به روش گفته‌شده به‌دست خواهد آمد و به‌ترتیب درون ماشین‌های بردار پشتیبان آموزش‌دیده تست می‌شوند تا در طبقه‌بندی یکی از آنها جای گیرند و در انتها به‌صورت یک بردار خارج می‌شوند که هر مؤلفه آن بردار مربوط به یک ورودی تست خواهد بود.

نتیجه‌گیری

با طبقه‌بندی ۱۰۰٪ عیوب که در انتها به‌دست آمد، می‌توان نتیجه گرفت که عیب‌یابی خودکار امری امکان‌پذیر است. در ادامه این فرآیند عیب‌یابی ارائه

مراجع

۱. بهزاد، مهدی، سپانلو، کیوان، آسایش، مسعود و روحانی، عباس، «اصول و مبانی ارتعاشات در نگهداری، تعمیرات و عیب‌یابی ماشین‌های دوار»، انتشارات شرکت ملی صنایع پتروشیمی، (۱۳۸۶).
2. Andrew, K.S., Jardine, A.K.S., Lin, D. and Banjevic, D., "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 20, pp. 1483–1510, (2006).
3. Sung, C.K., Tai, H.M. and Chen, C.W., "Locating defects of a gear system by the technique of wavelet transform", *Mechanism and Machine Theory*, Vol. 35, pp. 1169–1182, (2000).
4. Boulahbal, D., Farid, G.M. and Ismail, F., "Amplitude and phase wavelet maps for the detection of cracks in geared systems", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 13, pp. 423–436, (1999).
5. Widodo, A. and Yang, B.S., "Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 2560–2574, (2007).
6. Saravanan, N., Kumar Siddabattuni, V.N.S. and Ramachandran, K.I., "Fault diagnosis of spur bevel gear box using artificial neural network (ANN), and proximal support vector machine (PSVM)", *Applied Soft Computing*, Vol. 10, pp. 344–360, (2010).
7. Fernández-Francos, D., Martínez-Rego, D., Fontenla-Romero, O. and Alonso-Betanzos, A., "Automatic bearing fault diagnosis based on one-class v-SVM", *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 64, pp. 357–365, (2013).
8. Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G. and Poggi, J.M., "Wavelet toolbox for use with MATLAB[®]", *The MathWorks Inc.*, (1996).
9. Hsu, C.W. and Lin, C.J., "A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines", *IEEE Transactions on neural networks*, Vol. 13, pp. 415–425, (2002).
10. Harris, C.M. and Piersol, A.G., "*Harris' Shock and Vibration Handbook*", Sixth Ed., McGraw-Hill, New York, (2002).
11. Newland, D.E., "*An introduction to random vibration, spectral and wavelet analysis*", Third Ed., Longman Scientific & Technical, Essex, England, (1993).

Archive of SID