

Appropriate Feature Selection for Creating Health Index in Rotary Machines Utilizing the Prognostic Health Management System

Mohammad Riahi^{*1} Amid Maghsoudi²

1- Professor, School of Mechanical Engineering, Iran University of Science and Technology

2- Ph.D. Candidate, School of Mechanical Engineering, Iran University of Science and Technology

Abstract

Prognostic Health Management (PHM) is a new philosophy in maintenance that deals with the diagnosis and prognosis of failures and defects in devices PHM in rotary machines is usually utilizing the analysis of vibration signals, acoustic emission, temperature or oil analysis. By having a proper health index obtained from signal analysis, it is possible to detect system defects and prepare the device for maintenance operation. In this paper, the acoustic emission signals of a milling machine are used to detect tool wear or breakage. First, with wavelet analysis, the signal noise was reduced in order to achieve a suitable analysis to select the health index. Here, three mother wavelet functions db4, sym5 and haar and three thresholding methods are used. Research has shown that the parent functions sym5 and haar with low penalize threshold method, with 3 levels of analysis, have the lowest MSE of 0.0018 and 0.0019, respectively. In the next step, fourteen signal feature functions were extracted and compared with each other. Among the functions studied for the health index, the result showed that from healthy to unhealthy instrument in addition to the root mean square (RMS) function with 10% change, signal root square with 10%, entropy 15%, energy 28%, impact factor 33%, the maximum signal index of 48% can also be suitable criteria for the health index.

Keywords: Rotating machines, Health Index, Feature Selection, Wavelet Analysis, Noise Reduction.

انتخاب توابع ویژگی مناسب برای ایجاد شاخص سلامت در ماشین آلات دوار با بهره‌گیری از فلسفه نوین مدیریت سلامت پیش‌بینانه

محمد ریاحی^{۱*}، عمید مقصودی^۲

۱- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران

۲- دانشجوی دکتری، مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت ایران

* riahi@iust.ac.ir

چکیده

مدیریت سلامت پیش‌بینانه (PHM) یک فلسفه نوین در علم نگهداری و تعمیرات (نت) است که به تشخیص و پیش‌آگاهی نارسایی و عیوب در دستگاه‌ها می‌پردازد. PHM در ماشین‌آلات دوار عموماً با تجزیه و تحلیل سیگنال‌های ارتعاش، انتشار صوت، دما یا آنالیز روغن انجام می‌شود. با در دست داشتن شاخص سلامت مناسب بدست آمده از تجزیه و تحلیل سیگنال، می‌توان نقص سیستم را به موقع تشخیص داد و دستگاه را برای عملیات نت آماده کرد. در این مقاله، از سیگنال‌های انتشار صوتی اسپیندل یک دستگاه فرز برای تشخیص ساییدگی و یا شکستگی ابزار استفاده شده است. ابتدا با تجزیه و تحلیل موجک، نویز سیگنال کاهش داده شد تا بتوان با تجزیه و تحلیل سیگنال به شاخص سلامت مناسب دست یافت. در اینجا از سه تابع موجک مادر db4 و sym5 و haar و سه روش آستانه گذاری استفاده شده است. تحقیقات نشان داد که توابع مادر sym5 و haar با روش آستانه‌گذاری penalize low، با ۳ سطح تجزیه، کمترین MSE به ترتیب ۰.۰۰۱۸ و ۰.۰۰۱۹ را دارد. در مرحله بعد، چهارده تابع ویژگی سیگنال، استخراج و با یکدیگر مقایسه شدند. از بین توابع مورد بررسی برای شاخص سلامت، نتیجه نشان داد که میزان تغییرات از حالت سالم به ناسالم ابزار علاوه بر تابع میانگین مجذور مربعات (RMS) با ۱۰٪ تغییر، مربع ریشه سیگنال با ۱۰٪، آنتروپی با ۱۵٪، انرژی با ۲۸٪، فاکتور ضربه با ۳۳٪، شاخص بیشینه سیگنال ۴۸٪ نیز می‌تواند معیارهای مناسبی برای شاخص سلامت باشند.

واژگان کلیدی: ماشین آلات دوار، شاخص سلامت، انتخاب ویژگی، تجزیه و تحلیل موجک، نویز زدایی.

۱- مقدمه

مدیریت سلامت پیش‌بینانه (PHM^۱) یک فلسفه نوین در علم نگهداری و تعمیرات (نت) می‌باشد [۱]. این فلسفه با بهره‌گیری از روش پایش وضعیت (CM^۲)، تجهیزات و ماشین‌آلات را از لحاظ سلامت بررسی می‌کند. از انواع سیگنال‌ها و روش‌ها برای بررسی وضعیت یک تجهیز می‌توان استفاده کرد. به عنوان مثال از سیگنال لرزش، انتشار صوت، آنالیز روغن، فراصوت و ... می‌توان نام برد [۲]. در CM ابتدا یک یا چند نوع سیگنال دریافت می‌شود. پس از آن، نویز داده را که جزو جدایی ناپذیر سیگنال خام هست، کاهش داده می‌شود. پس از نویزگیری، تجزیه و تحلیل سیگنال انجام می‌شود. در این مرحله در حوزه زمان یا فرکانس ویژگی‌های سیگنال استخراج می‌گردد [۳]. به کمک ویژگی‌های استخراج شده سعی می‌شود یک شاخص

سلامت برای وضعیت سلامت تجهیز انتخاب شود. این شاخص سلامت می‌تواند برای تخمین عمر مفید باقی‌مانده و زمان اولین خرابی مورد استفاده قرار بگیرد [۴-۶].

فرزکاری یکی از روش‌های مهم ساخت می‌باشد. ارزیابی عملکرد ماشین‌های فرز یکی از مسایل پراهمیت در حوزه نت می‌باشد. برای آنکه محصول نهایی باکیفیت باشد، تشخیص وضعیت سلامت ابزار، میزان سایش و یا شکستگی آن اهمیت بالایی دارد. نظارت بر تأثیرات سایش ابزار در ماشین‌های فرز و یا تراش یک گام ضروری به منظور کاهش تلفات تولید و خرابی می‌باشد [۷]. فلسفه مدیریت سلامت پیش‌بینانه از فن‌آوری‌های نظارت بر شرایط استفاده کرده، و برای شناسایی و پیش‌بینی خطرات مربوط به تجهیزات در حال کار، در شرایط عملیاتی مختلف استفاده می‌شود [۸].

² Condition Monitoring

¹ Prognostic Health Management

در قسمت سوم پردازش سیگنال برای بررسی انواع توابع ویژگی از سیگنال نویزدایی شده توضیح داده می‌شود و انواع توابع رسم شده است. در بخش نتایج و بحث، توابع ویژگی که در بررسی اولیه مناسب هستند انتخاب می‌شود و در نهایت آن‌هایی که تفاوت زیادی نمی‌کنند و در شاخص سلامت تاثیر چندانی ندارند، حذف می‌شود. در انتها نیز دست‌آوردهای مقاله به همراه پیشنهاداتی برای پژوهشگران جمع بندی شده است.

۲- فرآیند پردازش سیگنال بر روی مجموعه داده به کمک تجزیه و تحلیل موجک

برای اینکه بتوان از سیگنال خام دریافتی از ماشین‌آلات، داده‌هایی کارا در اختیار داشته باشیم که به تبع آن بتوان برای شاخص سلامت دستگاه، توابع ویژگی مناسب را استخراج کرد، نیاز است ابتدا بر روی این سیگنال‌ها تجزیه و تحلیل‌هایی به منظور کاهش نویز انجام شود. پس از آن، پردازش سیگنال جهت تعیین توابع انجام شود. روش کار به سه قسمت تقسیم‌بندی شده است. در قسمت اول، مشخصات داده مورد استفاده توضیح داده می‌شود. در قسمت دوم به چگونگی کاهش نویز به کمک تبدیل موجک پرداخته شده است. در قسمت سوم نیز توابع ویژگی مختلف معرفی و مورد بحث قرار داده شده است.

۲-۱- مشخصات مجموعه داده

داده‌های مورد استفاده در این مقاله از مجموعه داده‌های انتشار صوت دستگاه فرز ناسا انتخاب شده است. مواد استفاده شده از جنس چدن با عمق برش ۰.۷۵ میلی متر و سرعت برش ۲۰۰ متر در دقیقه است که معادل ۸۲۶ دور بر دقیقه است. نرخ پیشروی ۰.۲۵ میلی متر در هر دور می‌باشد. داده‌ها از طریق یک دستگاه دریافت داده با سرعت بالا با حداکثر سرعت نمونه برداری ۱۰۰ کیلوهرتز دریافت شده‌اند [۷].

برای این آزمایش از دو مقطع زمانی برای تجزیه و تحلیل سلامت ابزار استفاده شده است. مقطع زمانی اول شش ثانیه اول فرآیند فرزکاری را گردآوری کرده است و مقطع زمانی دوم شش ثانیه آخر فرآیند می‌باشد. با توجه به توضیحات

برای نظارت موفق در فرآیند تراشکاری یا فرزکاری، انتخاب یک الگوریتم برای پردازش سیگنال بسیار مهم است. در پژوهش‌های مختلف برای نظارت بر خرابی و سایش ابزار، از انواع سیگنال‌ها استفاده می‌شود، به عنوان مثال، لرزش، انتشار صوت^۱، نیروی برش، جریان الکتریسیته موتور اسپیندل^۲ و ... [۹، ۱۰].

به همین منظور مجموعه ناسا یک مجموعه داده از سیگنال‌های ماشین فرز را در اختیار پژوهشگران قرار داده است. در این مجموعه، داده‌های ارتعاشاتی و انتشار صوت حاصل از میز کار و اسپیندل یک ماشین تراش اندازه‌گیری شده است. این مجموعه داده شامل ۱۳ مورد آزمایش با عمق برش و نرخ پیشروی^۳ و جنس مواد گوناگون است. در هر مورد نیز به تعداد مشخص براده‌برداری انجام شده است [۷].

در این پژوهش هدف اصلی انتخاب ویژگی^۴ مناسب از داده‌های سیگنال انتشار صوت اسپیندل است به طوریکه گویای شرایط ابزار مورد استفاده باشد. با انتخاب ویژگی مناسب از سیگنال می‌توان برای تعیین وضعیت سلامت ابزار، شاخص سلامت مناسبی را پیدا کرد. برای انتخاب ویژگی مناسب ابتدا نیاز است تا نویز سیگنال خام را کاهش داد. پس از آن با پردازش سیگنال، توابع ویژگی مختلف با یکدیگر مقایسه و از میان آن‌ها بهترینشان انتخاب می‌شود. امروزه تبدیل موجک به یکی از مهم‌ترین ابزارها در زمینه تحلیل‌های عددی و پردازش سیگنال و تصویر تبدیل شده است. با توجه به خواص تبدیل موجک، کارایی این تبدیل در حذف و کاهش نویز نیز به اثبات رسیده است. هدف اصلی در حذف یا کاهش نویز این است که سیگنال بازسازی شده تا حد امکان به سیگنال اصلی نزدیک بوده و در عین حال خواص اصلی سیگنال حفظ شود [۹، ۱۱].

در این مقاله بخش روش کار به سه قسمت تقسیم شده است. در قسمت اول، در مورد مشخصات داده استفاده شده، صحبت می‌شود. در قسمت دوم پیش‌پردازش سیگنال توضیح داده می‌شود. در این قسمت ابتدا کاهش نویز به کمک تبدیل موجک و نحوه انتخاب مرتبه تجزیه^۵ و بهترین موجک مادر از بین توابع مادر معروف توضیح داده می‌شود.

⁴ feature selection

⁵ level of decomposition

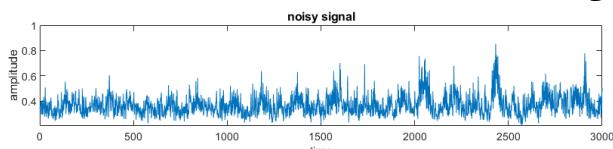
¹ acoustic emission

² spindle

³ feed rate

$$s(n) = f(n) + e(n) \quad (۱)$$

شکل ۱ سیگنال نویزی مربوط به ماشین فرز ناسا را نشان می دهد.



شکل ۱- سیگنال نویزی انتشار صوت از اسپیندل ماشین تراش

به طور کلی روش های مبتنی بر موجک برای حذف نویز از سه مرحله اصلی تشکیل شده است [۱۲]:

۱. تجزیه^۴: انتخاب تابع موجک و تجزیه به J سطح: در سطح اول، سیگنال نویزی به دو قسمت detail و approximation تقسیم می شود. پس از آن دوباره قسمت approximation به دو سطح details و approximation تجزیه می شود و این کار ادامه پیدا می کند. تعداد سطح تجزیه، به نوع تجزیه و نگاه به رفتار سیگنال تجزیه شده بستگی دارد. در این مقاله ابتدا همانند آنچه در شکل ۲ دیده می شود، تجزیه سیگنال مربوط به ماشین فرز ناسا در شش سطح انجام شده است. همانطور که در شکل دیده می شود، در قسمت details در سطح سه و چهار دیگر نویزی همانند تجزیه های سطوح قبلی دیده نمی شود. به همین دلیل در ادامه دو سطح تجزیه ۳ و ۴ برای نویزگیری به کمک انواع آستانه گذاری ها انتخاب شده اند.

۲. حذف نویز در ضرایب فرکانس بالای موجک: برای هر سطح تجزیه، سطح آستانه انتخاب می شود و ضرایب فرکانس بالا که عمدتاً نویز در سیستم هستند حذف می شود. در این مقاله از توابع مادر db4 و sym5 و haar با آستانه های fixed from threshold، minimax و penalize low استفاده شده است. علت انتخاب آن ها نیز فروانی کاربرد آن ها برای نویزگیری در سیگنال های صوتی می باشد.

۳. بازسازی سیگنال: محاسبه بازسازی بر اساس ضرایب اصلاح شده از ۱ تا J سطح می باشد

مجموعه داده، انتخاب این دو مقطع زمانی به دلیل در دست داشتن سیگنال های انتشار صوتی از ابزار برش با شرایط سالم در ابتدا و شرایط ناسالم در انتها است [۷].

۲-۲- پیش پردازش سیگنال برای حذف نویز

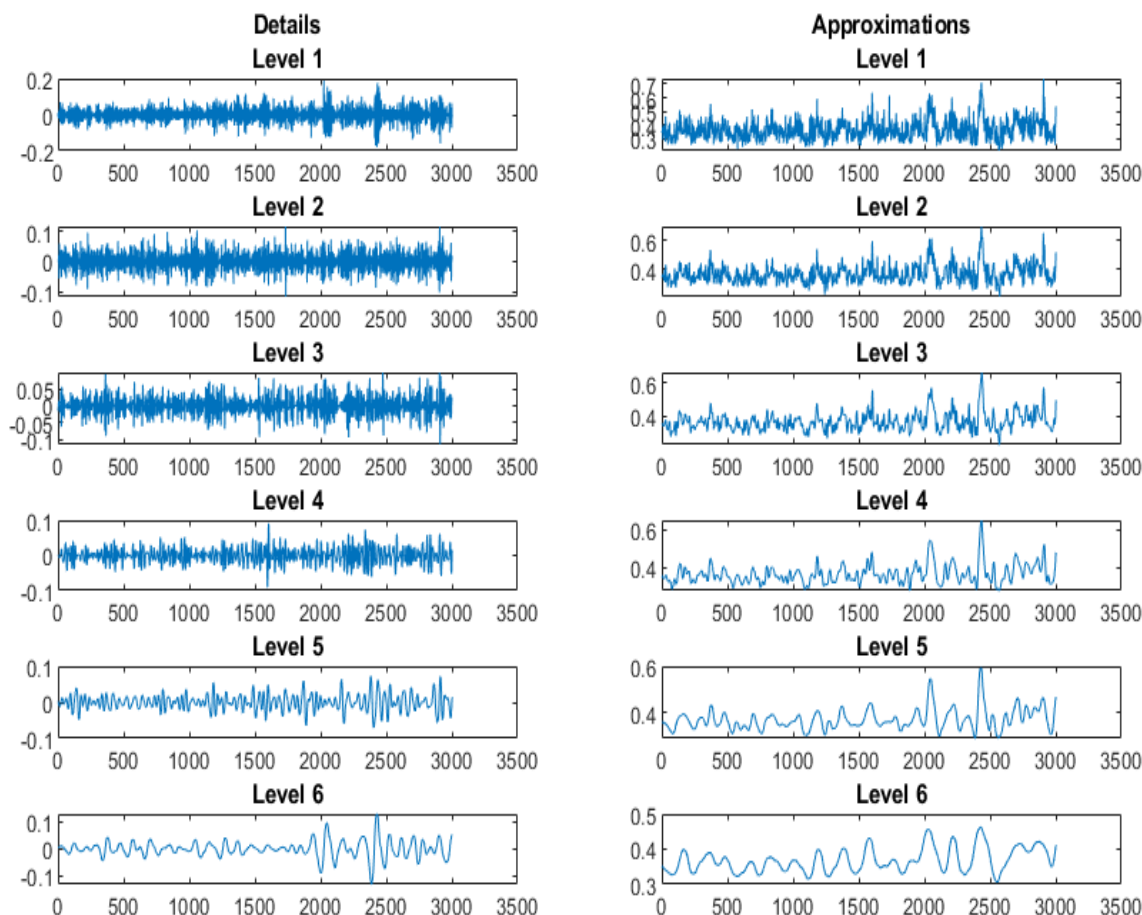
تبدیل موجک ابزاری ریاضی است که سیگنال را به شکل دیگری از تابع ریاضی تبدیل می کند. تابع انتقال پیوسته موجک (CWT^۱) به عنوان جایگزینی برای تبدیل فوری به منظور برقراری ارتباط بین حوزه زمان و فرکانس در تجزیه و تحلیل ها مورد استفاده قرار می گیرد. موجک مورد استفاده در CWT توسط توابع مادر موجک متنوع تعریف شده است [۹].

تبدیل موجک یک روش پرکاربرد برای حذف یا کاهش نویز از سیگنال ها می باشد. تجزیه و تحلیل موجک گسسته یک سیگنال را در مرحله اول به دو مجموعه سیگنال فرکانس بالا (details) و فرکانس پایین (approximation) تجزیه می کند. در مرحله های بعدی قسمت approximation را دوباره به دو قسمت فرکانس بالا و فرکانس پایین تقسیم بندی می کند. این کار به کمک انواع توابع مادر انجام می گردد. برای حذف نویز نیز روش های مختلف آستانه گذاری^۲ وجود دارد که هر کدام ویژگی منحصر به فرد خود را دارد.

حذف نویز مبتنی بر موجک بر اساس خواص اولیه این تبدیل استوار است. یکی از این خواص، خاصیت فشرده سازی انرژی سیگنال است. خاصیت فشرده سازی بیان می کند که عمده انرژی سیگنال تنها در چند ضرایب از ضرایب موجک متمرکز بوده و بقیه ضرایب عمدتاً دارای مقدار ناچیزی هستند. این در حالی است که انرژی نویز بین تمام ضرایب در حوزه موجک گسترده می شود. لذا با انتخاب تابع مادر و آستانه گذاری مناسب می توان مقدار زیادی از نویز را حذف کرد، در حالی که ویژگی های مهم سیگنال باقی بماند. هدف از الگوریتم حذف نویز با استفاده از موجک، حذف بخشی از نویز سیگنال $s(n)$ بوسیله کنار گذاشتن نویز گوسی به صورت $e(n)$ است تا با بازسازی سیگنال^۳، به سیگنال مطلوب $f(n)$ برسیم. فرم کلی این رابطه در معادله ۱ آورده شده است [۹].

3 reconstruction
4 decomposition

1 continus wavelet transfors
2 thresholding



شکل ۲- تجزیه سیگنال انتشار صوتی اسپیندل به ۶ سطح

۲-۳- پردازش سیگنال برای انتخاب توابع ویژگی

همانطور که در قبل به آن اشاره شد، برای به دست آوردن یک شاخص سلامت مناسب، ابتدا ویژگی‌های یک سیگنال از آن استخراج می‌شود. در این پژوهش از انواع توابع ویژگی استفاده شده است. این توابع برای تجزیه و تحلیل سیگنال در حوزه زمان هستند که بعضی از آن‌ها دارای بعد و برخی بدون بعد می‌باشند. در این مقاله توابع ویژگی، میانگین، انحراف معیار، واریانس، چولگی^۲، میانگین مجذور مربعات^۳، فاکتور ضربه^۴، بیشینه سیگنال، فاکتور کرسست^۵، آنتروپی^۶، شاخص شکل موج^۷، شاخص مارجین^۸، انرژی سیگنال، کورتوسیس^۹ و مربع ریشه سیگنال^{۱۰} استفاده شده‌اند. بیشتر این ویژگی‌ها در کتب و پژوهش‌ها استفاده شده‌اند [۱۴].

۲-۲-۱- آستانه‌گذاری و انتخاب موجک مادر

در این تحقیق معیار خطای میانگین مربعات (MSE^1) برای ارزیابی بهترین تابع مادر و آستانه‌گذاری انتخاب شده است. در این حالت مقدار MSE برای سیگنال اصلی و سیگنال نویزگیری شده محاسبه می‌شود [۱۳]. خطای میانگین مربعات را می‌توان از رابطه ۲ به دست آورد.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s(n) - \hat{s}(n))^2 \quad (2)$$

که در این رابطه $s(n)$ سیگنال نویزی و سیگنال $\hat{s}(n)$ سیگنال نویزگیری شده است. در اینجا نویز حاصل از اندازه‌گیری مدل گوسین با $N(0, \sigma)$ در نظر گرفته شده است.

⁶ entropy

⁷ waveform index

⁸ margin index

⁹ kurtosis

¹⁰ square root of signal

¹ Mean squared error

² skewness

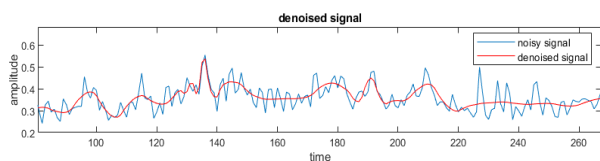
³ root mean square

⁴ impact factor

⁵ crest factor

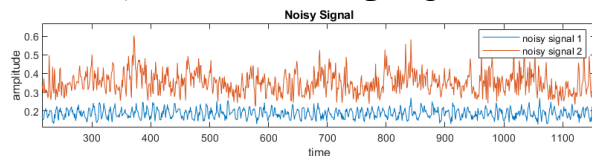
تجزیه دارند و مناسبتر می باشد. از طرفی، در ۴ سطح تجزیه معمولاً جزئیات فرکانسی و داده‌های ارزشمند در اثر تجزیه بیش از حد از بین می‌رود و مناسب نیستند.

شکل ۳ قسمتی از سیگنال نویزی و سیگنال نویزگیری شده به کمک تابع sym5 و روش آستانه گذاری penalize low با سه سطح تجزیه را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل دیده می‌شود به کمک تابع موجک بیشترین نویز سیگنال گرفته شده و رفتار سیگنال بهتر دیده می‌شود.

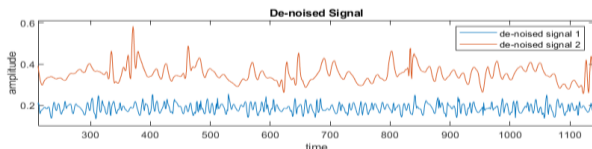


شکل ۳- سیگنال نویزی (آبی) و نویزگیری شده (قرمز) از انتشار صوت ماشین فرز

در این پژوهش ۶ ثانیه سیگنال از مقطع زمانی اول (شرایط سلامت ابزار) و ۶ ثانیه آخر از مقطع زمانی دوم ماشین کاری (شرایط دارای عیب) وجود دارد. پس از بررسی انتخاب تابع موجک مادر و روش آستانه گذاری، داده‌های کامل این دو مقطع زمانی در شکل‌های ۴ و ۵ رسم شده‌اند.



شکل ۴- سیگنال نویزی هر دو مقطع زمانی (آبی شرایط سالم و قرمز شرایط دارای عیب)



شکل ۵- سیگنال‌های نویزگیری شده (آبی شرایط سالم و قرمز شرایط دارای عیب)

برای انتخاب بهترین تابع ویژگی مناسب برای تعیین شاخص سلامت، دو خاصیت از اهمیت بالایی برخوردار است. ۱- این توابع در طول زمان تغییر محسوس به صورت خطی کرده باشند که نشان از این است در طول فرآیند براده برداری ابزار برش ساییده شده است و این ویژگی به سایش ابزار حساسیت مناسبی نشان می‌دهد. ۲- تغییرات توابع ویژگی اختلاف چشمگیری داشته باشند. اگر توابع ویژگی تغییرات زیادی نداشته باشد نشان می‌دهد استفاده

۱۵]. در اینجا در معادله ۳ برخی از این توابع ویژگی ذکر شده را که بی‌بعد هستند معرفی شده است [۱۶].

$$A = \frac{[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^L p(x) dx]^{1/L}}{[\int_{-\infty}^{+\infty} |x|^m p(x) dx]^{1/m}} \quad (3)$$

در اینجا اگر $p(x)$ سیگنال در نظر گرفته شود آنگاه A :

اگر $L = 2$ و $m = 1$ باشد، شاخص شکل موج است.

اگر $L \rightarrow \infty$ و $m = 1$ باشد، فاکتور ضربه است.

اگر $L \rightarrow \infty$ و $m = 1/2$ باشد، شاخص مارجین است.

اگر $L \rightarrow \infty$ و $m = 2$ باشد، شاخص بیشینه سیگنال است.

۳- نتایج و بحث

در این تحقیق از سه تابع موجک مادر db4 و sym5 و haar استفاده شده است.

جدول ۱. ارزیابی MSE برای ۳ و ۴ سطح تجزیه

نوع موجک	روش آستانه گذاری	MSE مرتبه (۳) تجزیه	MSE مرتبه (۴) تجزیه
Db4	Fixed from threshold	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۳۴
Db4	Minimax	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۳۴
Db4	Penalize low	۰.۰۰۲۲	۰.۰۰۲۳
Sym5	Fixed from threshold	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۳۴
Sym5	Minimax	۰.۰۰۲۹	۰.۰۰۳۴
Sym5	Penalize low	۰.۰۰۱۸	۰.۰۰۱۹
haar	Fixed from threshold	۰.۰۰۳۱	۰.۰۰۳۶
haar	minimax	۰.۰۰۳۱	۰.۰۰۳۶
haar	Penalize low	۰.۰۰۱۹	۰.۰۰۱۹

هر یک از توابع با سه روش آستانه گذاری fixed from threshold، minimize و penalize low بررسی شده‌اند. برای هر یک از این روش‌ها مقدار MSE محاسبه شده و در جدول شماره ۱ نشان داده شده است.

با بهره گیری از داده‌های جدول ۱ می‌توان دریافت که توابع مادر sym5 و haar با روش آستانه گذاری penalize low کمترین MSE را دارد و برای حذف نویز مناسب ارزیابی می‌شود. از بین میزان سطح تجزیه بین ۳ سطح تجزیه و ۴ سطح تجزیه، تفاوت زیادی دیده نمی‌شود. با این حال می‌توان گفت در این مسئله برای حذف نویز در بیشتر توابع مادر، ۳ سطح تجزیه، MSE کمتری نسبت به ۴ سطح

شدند. برای پیدا کردن عیوب چرخنده‌ها نشان دادند که توان فرکانس چرخنده می‌تواند برای شاخص سلامت مناسب باشد. در جای دیگر از دامنه متوسط فرکانس معیوب و هارمونیک‌های آن برای شناسایی عیوب استفاده شده است. برای پمپ‌های شن و ماسه نیز از میانگین دامنه فرکانس درون یک باند استفاده شده است [6].

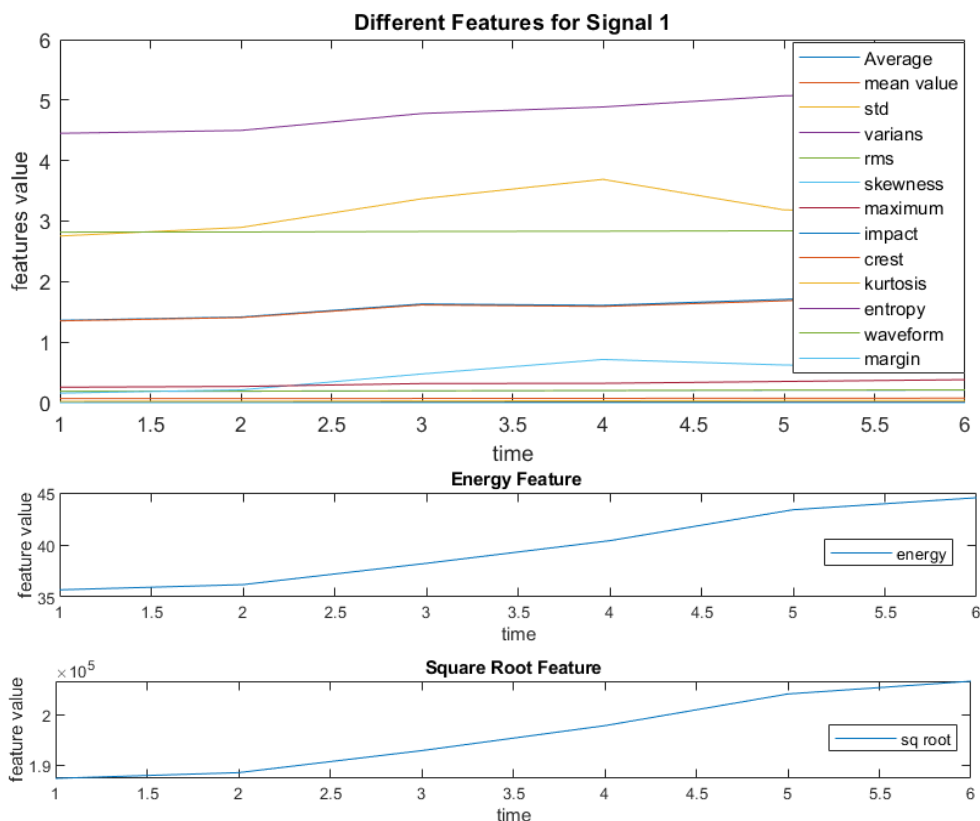
همانطور که دیده می‌شود محققان همواره در تلاش هستند یک یا چند تابع مناسب را برای شاخص سلامت سیستم دوار خود انتخاب کنند. در این مقاله نیز، توابع مناسب برای استفاده در شاخص سلامت یک ماشین فرز با کمک سیگنال‌های نویزی انتشار صوت، معرفی شده است. همانطور که اشاره شد محققان از RMS به عنوان شاخصی که نسبت به تغییرات سلامت تجهیز حساس هست استفاده می‌کنند. میزان تغییرات عدد در تابع RMS از حالت سالم به ناسالم برای فرز، در حدود ۱۰٪ می‌باشد. اما به کمک نتایج این تحقیق، محققان قادرند بسته به نیاز خود برای شناسایی انواع عیوب، شاخص سلامت مناسب را از بین توابع معرفی شده انتخاب کنند و با ترکیبی از آن‌ها شاخص سلامت خود را ایجاد کنند. به عنوان مثال، تغییر در اعداد توابع دیگر از حالت سالم به ناسالم، در تابع مربع ریشه ۱۰٪، آنتروپی ۱۵٪، انرژی سیگنال ۲۸٪، فاکتور ضربه ۳۳٪، و شاخص بیشینه سیگنال، ۴۸٪ می‌باشد. علاوه بر میزان درصد تغییرات، این توابع از لحاظ پایداری در تغییر به خوبی برای شاخص سازی مناسب ارزیابی می‌شوند به نحوی که همانند توابع کورتوسیسی و چولگی نوسانی نیستند. باید توجه داشت همانطور که در این مقاله نشان داده، استفاده محققان از توابع مرسوم که در این مقاله انتخاب نشدند، می‌تواند آنان را در رسیدن به اهدافشان گمراه کند یا نتایج شفافی را برایشان به همراه نداشته باشد.

از یکی از این توابع ویژگی کافیسیت تا از اثرگذاری دو تابع یکسان در شاخص سلامت جلوگیری شود و هم‌افزایی یک خطا در شاخص به وجود نیاید. در شکل شماره ۳ انواع توابع ویژگی برای شش ثانیه اول فرآیند فرزکاری نشان داده شده است.

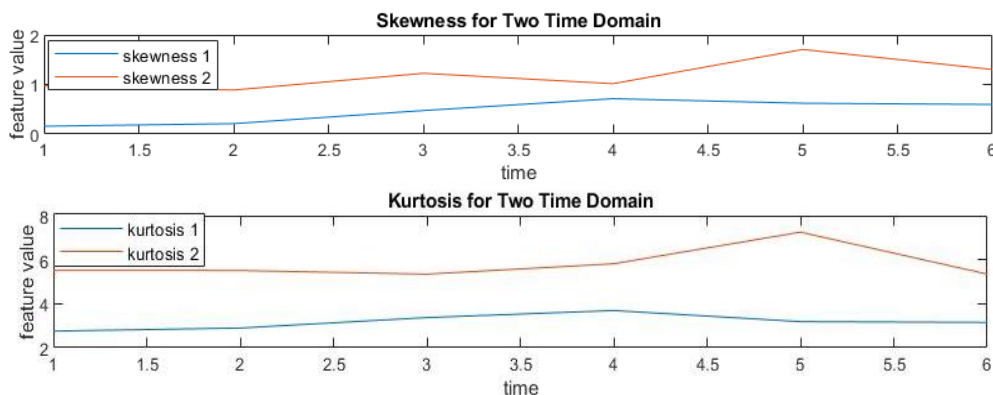
به کمک نمودار شکل ۶ می‌توان دریافت که توابع ویژگی فاکتور ضربه، آنتروپی، شاخص بیشینه سیگنال، کورتوسیسی، چولگی، انرژی، مجذور مربعات ریشه (RMS)، و مربع ریشه (SR) مناسب هستند و ۲ خاصیت ذکر شده را دارند. اما تنها انتخاب این توابع با بررسی شش ثانیه اول فرایند فرزکاری کافی به نظر نمی‌رسد. به همین خاطر برای افزایش دقت در انتخاب توابع ویژگی، تغییرات در ویژگی برای شش ثانیه ابتدا و انتها با هم رسم شدند. همانطور که در شکل ۷ مشهود است، در توابع ویژگی کورتوسیسی و چولگی، تفاوت زیادی در دو مقطع زمانی وجود ندارد و برای تعیین وضعیت شاخص سلامت مناسب ارزیابی نمی‌شوند و در شاخص سلامت نباید وجود داشته باشند.

لی و همکاران در مقاله مروری خود برای انتخاب شاخص سلامت اشاره می‌کنند، RMS بیشترین کاربرد را برای در پیش‌آگاهی RUL ماشین آلات را دارد. در این مقاله آن‌ها نشان دادند که در انواع ماشین آلات دوار از توابع مختلفی برای شاخص سلامت استفاده می‌شود. به عنوان مثال، نشان دادند که می‌توان از کورتوسیسی برای شناسایی اولین شکست^۱ استفاده کرده و از RMS برای پیش‌بینی RUL یاتاقان استفاده کرده است یا از RMS و مقادیر بیشینه سیگنال با کمک ضرایب موجک برای پیش‌بینی RUL یاتاقانها استفاده کرد. مقدار کورتوسیسی استخراج شده از سیگنالهای لرزش فیلتر شده برای پیش‌بینی RUL نیز استفاده شده است. علاوه بر این، برخی از شاخص‌های سلامت از دامنه فرکانس سیگنال‌های ارتعاش استخراج

¹ First Predicted Time



شکل ۶- توابع ویژگی گوناگون برای ۶ ثانیه اول فرآیند فرزکاری



شکل ۷- نمودار چولگی و کورتوسیس برای مقطع زمانی اول (آبی) و مقطع زمانی دوم (قرمز)

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش نحوه انتخاب و ارزیابی توابع ویژگی برای تعیین وضعیت ابزار یک ماشین تراش توضیح داده شد. داده‌های انتشار صوت اسپیندل در هنگام براده‌برداری در شش ثانیه اول و شش ثانیه آخر جمع‌آوری شد. پس از آن به کمک تبدیل موجک نویز داده کاهش داده شد. انواع توابع ویژگی محاسبه و رسم شدند و در نهایت ویژگی‌های آنتروپی، RSM، فاکتور ضربه، شاخص بیشینه سیگنال، SR

و انرژی برای تعیین وضعیت سایش ابزار برش مناسب ارزیابی شدند.

در بیشتر مقالات و کارهای محققان دیده می‌شود از RMS به عنوان شاخص سلامت استفاده می‌شود [۱۷، ۱۸]. اما در این مقاله نشان داده شد توابع ویژگی دیگر نیز می‌توانند برای تعیین شاخص سلامت مورد استفاده قرار بگیرند که قطعاً در مسئله افزایش دقت در محاسبات عمر مفید باقی‌مانده تاثیرگذار خواهد بود. همواره باید این نکته را نیز در نظر داشت که افزایش دقت، باعث افزایش پیچیدگی در حل

بار دیگر مورد ارزیابی قرار بدهند. در این صورت می‌توان مقایسه بهتری در مورد روش مناسب نویزگیری از امواج انتشار صوتی در دست داشت تا بر اساس آن بتوان با داشتن روش‌های برتر، بر روی انتشار صوت امواج ماشین‌آلات دوار دیگر نیز این بررسی‌ها را انجام داد. بدین صورت می‌توان بار دیگر بهترین توابع ویژگی و پرسودترین آن‌ها را جستجو کرد و در پژوهش‌های مختلف مورد استفاده قرار داد.

- [10] T. Benkedjouh, N. Zerhouni, and S. Rechak, "Tool wear condition monitoring based on continuous wavelet transform and blind source separation," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 97, pp. 3311-3323, 2018.
- [11] M. Riahi and A. Maghsoudi, "Feature Selection in Milling Process Utilizing Wavelet Analysis," presented "Biennial International Conference on Experimental Solid Mechanics", Iran university of science and technology, Tehran, Iran, 2020.
- [12] M. Srivastava, C. L. Anderson, and J. H. Freed, "A new wavelet denoising method for selecting decomposition levels and noise thresholds," *IEEE Access*, vol. 4, pp. 3862-3877, 2016.
- [13] C. Drouillet, J. Karandikar, C. Nath, A.-C. Journeaux, M. El Mansori, and T. Kurfess, "Tool life predictions in milling using spindle power with the neural network technique," *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 22, pp. 161-168, 2016.
- [14] S. Ramezani, A. Moini, and M. Riahi, "A Model to Determining the State of Degradation and Remaining Useful Life of Rotating Equipment, With a New Approach to Combination and Predicting Health Index," *Modares Mechanical Engineering*, vol. 19, pp. 2351-2365, 2019.
- [15] J. Lee, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao, and D. Siegel, "Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications," *Mechanical systems and signal processing*, vol. 42, pp. 314-334, 2014.
- [16] A. Qin, Q. Zhang, Q. Hu, G. Sun, J. He, and S. Lin, "Remaining useful life prediction for rotating machinery based on optimal degradation indicator," *Shock and Vibration*, vol. 2017, 2017.
- [17] R. Liu, B. Yang, E. Zio, and X. Chen, "Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 108, pp. 33-47, 2018.
- [18] B. Huang, Y. Di, C. Jin, and J. Lee, "Review of data-driven prognostics and health management techniques: lessons learned from PHM data challenge competitions," in *Conference: Machine Failure Prevention Technology*, 2017.

مسئله نشود چرا که می‌تواند نتیجه معکوس به همراه داشته باشد.

۵- پیشنهادات

محققان در این مقاله پیشنهاد می‌کنند، تا علاوه بر روش نویزگیری توصیف شده در این مقاله، از روش‌های دیگر نیز استفاده کنند و توابع ویژگی استفاده شده در این مقاله را

۶- منابع

- [1] A. Soualhi, Y. Hawwari, K. Medjaher, G. Clerc, R. Hubert, and F. Guillet, "PHM survey: implementation of signal processing methods for monitoring bearings and gearboxes," *International Journal of Prognostics and Health Management*, vol. 9, p. 0, 2018.
- [2] T. Xia, Y. Dong, L. Xiao, S. Du, E. Pan, and L. Xi, "Recent advances in prognostics and health management for advanced manufacturing paradigms," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 178, pp. 255-268, 2018.
- [3] M. C. O. Keizer, S. D. P. Flapper, and R. H. Teunter, "Condition-based maintenance policies for systems with multiple dependent components: A review," *European Journal of Operational Research*, vol. 261, pp. 405-420, 2017.
- [4] S. Alaswad and Y. Xiang, "A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 157, pp. 54-63, 2017.
- [5] Y. Zheng, "Predicting Remaining Useful Life Based on Hilbert–Huang Entropy with Degradation Model," *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2019, 2019.
- [6] Y. Lei, N. Li, L. Guo, N. Li, T. Yan, and J. Lin, "Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 104, pp. 799-, 2018.
- [7] A. Agogino and K. Goebel, "BEST lab," *UC Berkeley, Milling data set. NASA Ames Prognostics Data Repository*. <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>, NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA, 2007.
- [8] V. Vakharia, S. Pandya, and P. Patel, "Tool wear rate prediction using discrete wavelet transform and K-Star algorithm," *Life Cycle Reliability and Safety Engineering*, vol. 7, pp. 115-125, 2018.
- [9] M. Riahi and A. Maghsoudi, "Identification of the Optimum Level of Wavelet Decomposition for Acoustic Emission Signal Denoising of a Milling Machine," presented at the "Biennial International Conference on Experimental Solid Mechanics", Iran university of science and technology, Tehran, Iran, 2020.

Surf and download all data from SID.ir: www.SID.ir

Translate via STRS.ir: www.STRS.ir

Follow our scientific posts via our Blog: www.sid.ir/blog

Use our educational service (Courses, Workshops, Videos and etc.) via Workshop: www.sid.ir/workshop