

شناسایی عیوب هم‌زمان در ماشین‌های دوار به کمک توسعه روش‌های پردازش سیگنال‌های ارتعاشی

سعید نظامیوند چگینی^۱، احمد باقری^۱، جواد پروائی طولی^۲

^۱گروه دینامیک، کنترل و ارتعاشات، دانشگاه مهندسی مکانیک، دانشگاه گیلان، رشت، ایران
^۲گروه مهندسی مکانیک، موسسه آموزش عالی احراز، رشت، ایران

چکیده

یاتاقان‌ها اکثراً در شرایط کاری متغیر با زمان (سرعت یا بارگذاری متغیر) کار می‌کنند، در حالی که بیشتر روش‌های ارائه شده برای شناسایی عیب در یاتاقان‌ها در وضعیت ایستا (سرعت یا بارگذاری ثابت) می‌باشند. در این پژوهش، یک روش ترکیبی جدید هوشمند برای شناسایی عیب یاتاقان‌ها در شرایط کاری متغیر همراه با چند عیب هم‌زمان با زمان ارائه شده است. سیگنال‌های ارتعاشی در دو حالت سالم و رینگ داخلی معیوب در سرعت دورانی متغیر جمع‌آوری شده‌اند. ابتدا هر سیگنال به ۵ بخش مساوی تقسیم شده است و هر یک از بخش‌های سیگنال توسط تجزیه مود ذاتی کلی (EEMD) به مولفه‌های توابع مود ذاتی (IMF) تجزیه شده است. از آنجایی که چند IMF اول، بیشترین سهم اطلاعات از سیگنال اصلی را دارا هستند، بنابراین، سه IMF اول حاصل از تجزیه سیگنال به منظور استخراج ویژگی انتخاب شده‌اند. سپس، روابط هم‌انباشتگی میان IMF‌های غیرایستا به کمک روش اثر جوهانسون به دست آمده‌اند. با استفاده از روش تبدیل بسته‌ای موجک، هر یک از روابط هم‌انباشتگی به دست آمده به ضرایب مختلفی تا سه سطح تجزیه می‌شوند. سپس از هر کدام از ضرایب موجک ویژگی‌های آماری در حوزه زمان استخراج شده است. ماتریس ویژگی با ابعاد بالا ممکن است شامل ویژگی‌های غیر حساس به حضور عیب باشد، به همین خاطر، در این تحقیق از روش ارزیابی جبران فاصله (CDET) برای انتخاب ویژگی اولیه استفاده شده است. سپس، از ویژگی‌های منتخب اولیه به عنوان ورودی طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای پیش‌بینی وضعیت یاتاقان استفاده شده است. روش SVM دارای پارامترهایی است که لازم است در حین عیب‌یابی تنظیم شوند. از این رو در این مطالعه از الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات باینری (BPSO) برای تعیین پارامترهای بهینه SVM و مجموعه ویژگی‌های بهینه استفاده شده است، به طوری که خطای پیش‌بینی عیب و مجموعه ویژگی‌های انتخاب شده نهایی کمینه شوند. اما در روش CDET شاخص آستانه‌ای وجود دارد که نقش تعیین کننده‌ای در انتخاب ویژگی مطلوب ایفا می‌کند. به ازای مقادیر مختلف شاخص آستانه نتایج پیش‌بینی عیب بررسی شده است و در نهایت شاخصی که بهترین نتیجه را برای شناسایی عیب‌های هم‌زمان و انتخاب مجموعه ویژگی‌های بهینه را داشته انتخاب شده است. نتایج به دست آمده در این پژوهش نشان می‌دهند که ویژگی‌های انتخاب شده به خوبی قادر به تفکیک وضعیت یاتاقان در سرعت متغیر می‌باشند. در نهایت، مقایسه نتایج در این پژوهش با دیگر روش‌های عیب‌یابی، دلالت بر توانمندی روش پیشنهادی دارد.

واژگان کلیدی: عیب‌یابی یاتاقان، شرایط کاری متغیر با زمان، هم‌انباشتگی، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی، شناسایی الگو

مقدمه

ماشین های دوار از جمله ماشین هایی هستند که در صنعت کاربرد بسیار زیادی دارند. ماشین های دوار از یاتاقان، گیربکس و شفت دوار تشکیل شده اند. یاتاقان ها اجزای مهم ماشین دوار هستند و خرابی آنها باعث از کار افتادن ماشین می شود. خرابی یاتاقان ها یا بطور گسترده هستند و یا محلی در شکل (۱) نمای کلی از یاتاقان ها دیده می شود. با توجه به شکل یاتاقان از رینگ داخلی^۱، رینگ خارجی^۲، ساچمه^۳ و قفسه^۴ تشکیل می شود [۱].



شکل ۱: اجزای اصلی یاتاقان های غلتشی [۱]

اگر صفحات موجود در یاتاقان با یکدیگر برخورد کنند یا خوردگی ایجاد شود موجب سایش می شوند که در شکل (۲) قابل ملاحظه است.



شکل ۲: انواع عیوب در یاتاقانها، الف) سایش، ب) عیب ناشی از برخورد صفحات، ج) خوردگی، د) عیب ناشی از ذرات خارجی

شرایط کاری متغیر با زمان

یاتاقان ها در حالی کار می کنند که سرعت دورانی آنها متغیر باشد یعنی رو به کاهش یا افزایش باشد این تغییرات می تواند کاملاً واضح اتفاق بی افتد بطور مثال در توربین های گازی، ربات ها و بیل مکانیکی شدت تغییرات سرعت دورانی بالا است، دما و بارگذاری متفاوت است ولی با این حال معمولاً عیب یابی در یاتاقان ها در حالی اتفاق می افتد که بارگذاری و سرعت ثابت است.

تشریح اصطلاحات

توابع

شناسایی عیب: عیب یابی و زمان تشخیص یک سیستم.
تشخیص عیب: کشف عیب، جداسازی آن و مشخص کردن نوع اندازه محل و زمان عیب.

¹ Inner Race

² Outer Race

³ Ball

⁴ Cage

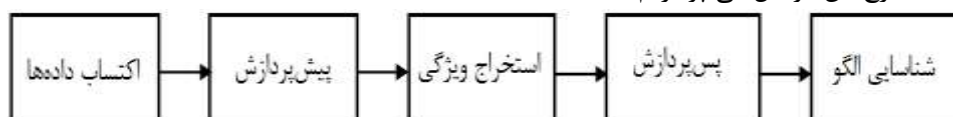
جداسازی عیب: مشخص شدن نوع زمان محل تشخیص عیب.
مدلسازی عیب: توصیف اثرات یک عیب خاص با مدل ریاضی.

حالت ها و سیگنال ها

عیب^۵: عیب انحراف غیر مجاز یکی از خصوصیات سیستم از شرایط معمول است.
در سیستم های مکانیکی بطور معمول عیب هایی در مورد طراحی، فرآیند ساخت و مونتاژ وجود دارد.
شکست: شکست یعنی یک سیستم در انجام فعالیت خاصی که به آن اختصاص داده کاملاً متوقف شده است.
سوء عمل^۶: بی نظمی های موجود در تابع مطلوب.
سیگنال^۷: مجموعه ای از اعداد که به صورت یک ماتریس یا بردار مطالعه شود.
خطا^۸: انحراف بین مقدار محاسبه شده از یک مقدار صحیح.
نشانه^۹: تغییر قابل مشاهده یک کمیت از یک رفتار نرمال.
اغتشاش^{۱۰}: ورود اطلاعاتی کنترل نشده به یک سیستم.

شناسایی عیب بر پایه ی داده

برای تحلیل مناسب باید اطلاعات مفیدی از سیستم در دسترس باشد. در شکل (۳) می توانیم مراحل این روش را مشاهده کنیم و در ادامه به شرح این مراحل می پردازیم [۴].



شکل ۳: مراحل اصلی روش شناسایی بر پایه ی داده [۴]

پیش پردازش

اطلاعاتی که جمع آوری می شوند معمولاً به علت وجود ضعف ابزار های مورد استفاده در اندازه گیری دارای نویز زیادی است. حذف این نویز ها لازمه ادامه کار است.

اکتساب داده ها

اندازه گیری داده ها برای شناسایی عیب هوشمند^{۱۱} بسیار لازم است. در این مرحله نوع داده، نوع حسگر، محل، تعداد، فیلترینگ و سیستم اکتساب داده بسیار مهم است. داده های محاسبه شده می توانند آکوستیک، ارتعاشی، دما، فشار و رطوبت محیط باشند. این داده ها به وسیله حسگر التراسونیک، نوسان سنج لیزری و مبدل های سرعت و... محاسبه می شوند.

پس پردازش

در این مرحله لازم است که ویژگی جهت مرحله شناسایی الگو توسط روش های پیشرفته و نرمال سازی آماده شوند [۶].

⁵ Fault

⁶ Malfunction

⁷ Signal

⁸ Error

⁹ Symptom

¹⁰ Disturbance

¹¹ Intelligent fault detection

استخراج ویژگی

به عنوان رایج ترین روش استخراج ویژگی می توان از پردازش سیگنال های ارتعاشی نام برد این روش غیر مخرب است در این بخش اطلاعات استخراج شده عیوب را کاملاً نمایش می دهند. این ویژگی های استخراج شده معمولاً باید بر سالم و معیوب بودن ماشین حساس باشد.

شناسایی الگو

در این مرحله براساس داده های خام و دسته بندی داده ها تصمیم گیری انجام می شود. این تصمیمات براساس روش های مختلف برای تعیین و شناسایی عیب صورت می گیرد. در صورت وجود نظارت هوشمند، سیستم نظارت بطور امن و بدون نظارت طولانی مدت کار می کند.

مراحل مختلف سیستم شناسایی هوشمند [۷]:

- ۱- تعیین محل: اطلاعات لازم درباره ی محل خرابی را فراهم می کند.
- ۲- شناسایی: اطلاعات مورد نیاز درباره ی حضور عیب موجود در سازه را فراهم می کند.
- ۳- تخمین: اطلاعاتی درباره ی تخمین میزان عیب را فراهم می کند.
- ۴- طبقه بندی: اطلاعاتی درباره ی نوع عیب فراهم می کند.
- ۵- پیش بینی: اطلاعاتی درباره ی تخمین عمر باقی مانده و ایمنی سازی را ارائه می دهد.

مروری بر کارهای گذشته

در روند عیب یابی ماشین آلات سیگنال های ارتعاشی همیشه مورد استفاده قرار می گیرند. این سیگنال ها معمولاً به عیبی خاص حساس هستند و در شرایط رو برویی با این عیب ها دچار تغییرات می شوند. سیگنال های ارتعاشی حاصل از ماشین های دوار غیر خطی هستند و نمی توانند در تشخیص شرایط مختلف عیب کمک شایانی کنند. در سال های اخیر روش های ترکیبی استفاده می شود تا به صورت هوشمند در حوزه فرکانس و زمان ویژگی های سیگنال استخراج شود. این روش ها معمولاً از ترکیب (شناسایی الگو، پس پردازش و پیش پردازش و استخراج ویژگی) حاصل می شود.

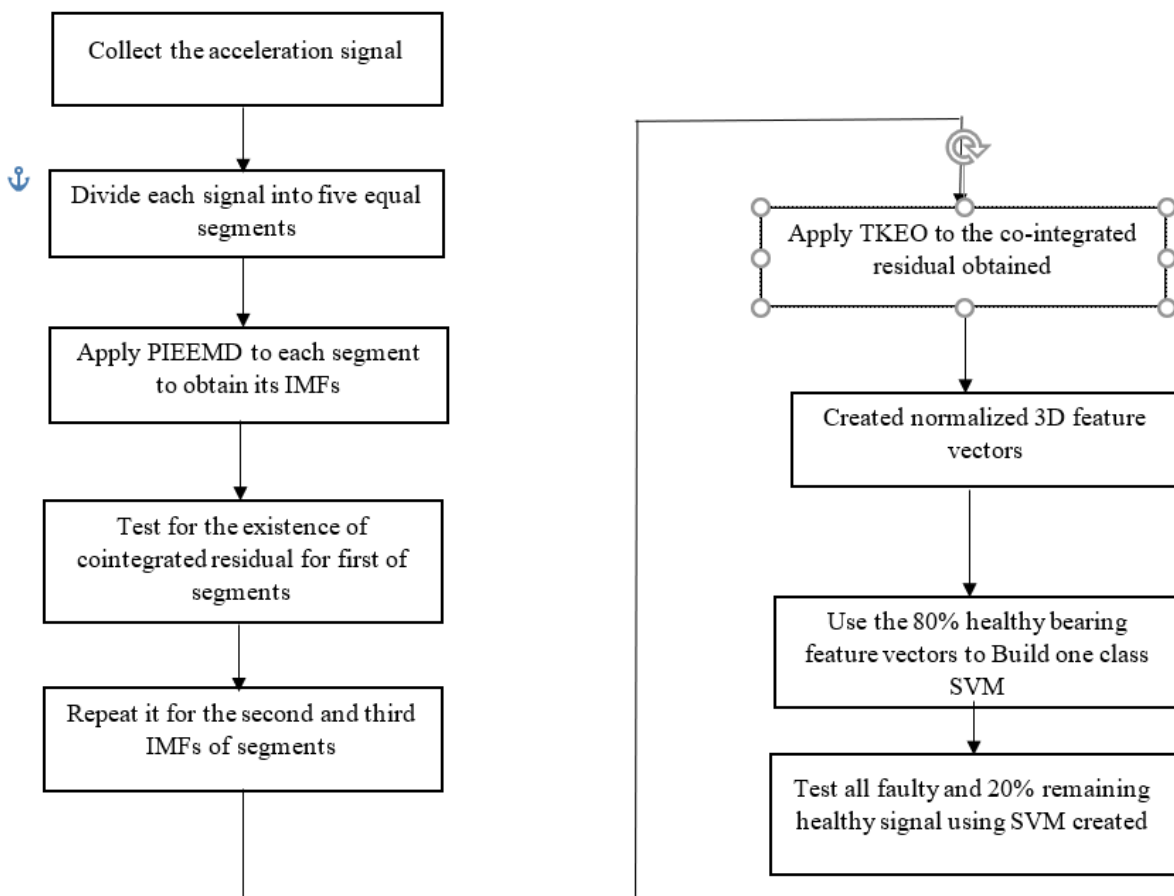
در زمینه ی عیب یابی روش تجزیه مود تجربی (EMD) و موارد اصلاح شده ی آن مورد استفاده قرار می گیرند. لی و ژو [۸] از تبدیل هیلبرت و هوانگ و تجزیه مود ذاتی روشی را جهت عیب یابی ماشین های دوار بر پایه ی ارتباط بین سیگنال های ارتعاشی و مولفه های تجزیه آن ایجاد کردند. لی و همکاران [۹] روش جدیدی را برای عیب یابی یاتاقان ها با استفاده از تجزیه سیگنال و ارتقای آن توسط تجزیه مود ذاتی را ایجاد کردند که پس از تجزیه کامل این سیگنال ها روی توابع مود ذاتی تبدیل فوریه اعمال می شوند. سانگ و همکاران [۱۰]. جهت بی نویز کردن یا کاهش نویز این سیگنال چرخ دنده ها از تجزیه مقدار منفرد بهره بردند. در نهایت از تبدیلات هیلبرت برای شناسایی مشخصات سیگنال استفاده کردند. سانگ و همکاران [۱۱] در ادامه روشی برای تشخیص عیب یاتاقان ها یافتند که براساس تبدیل موجک تبدیلی، معیار همبستگی پیرسون و هیستوگرام مقیاس _ فضا بود.

ژو و همکاران [۱۲] با استفاده از روش آنتروپی جایگزینی چند متغیره روشی جدید برای عیب یابی یاتاقان ها ایجاد کردند. تبریزی و همکاران از تجزیه ی بسته ای موجک (WPD) استفاده کردند که عیب یابی یاتاقان ها را بدون نویز سیگنال های ارتعاشی انجام دهند .

جهت افزایش کیفیت عیب یابی باید ویژگی هایی مثل حوزه زمان، فرکانس و تبدیل بسته ای موجک را به روش EMD و EEMD استفاده کرد. هرچه ویژگی های گفته شده بیشتر شود بردار خام ویژگی های مفید که ندارد هیچ بلکه ویژگی ها اضافه و نامرتب هستند پس یک روش انتخاب ویژگی باید حتماً انتخاب شود.

دونگ و همکاران [۱۴] از تجزیه سیگنال به کمک تجزیه مود ذاتی مولفه های مورد نیاز برای تشکیل ماتریس ویژگی آنتروپی و انرژی مربوط به مولفه های حاصل از تجزیه سیگنال استفاده کردند. یانگ و دو [۱۵] برای تشخیص عیب جعبه دنده ها از تجزیه مود تجربی کلی و تحلیل مولفه های اصلی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند.

زیانی و همکاران [۱۸] برای عیب یابی یاتاقان ها یک روش ارائه کردند که دو مرحله داشت در مرحله اول از روش Relief استفاده می کردند و در مرحله دوم ویژگی های الگوریتم SVM به گونه ای تعیین شده است که خطای SVM را بهینه کند. وی و همکاران [۲۰] جهت شناسایی عیب یاتاقان ها یک روش هوشمند جدید ارائه کردند. همه این روش هایی که گفته شد سرعت و بارگذاری در آن ثابت در نظر گرفته شد. تبریزی و همکاران [۲۱] برای عیب یابی یاتاقان ها روش جدیدی ارائه کردند که متغیر با زمان است آنها تعدادی سیگنال را با سرعت متفاوت برای یاتاقان ها جمع آوری کردند. از روش تجزیه مود ذاتی استفاده کرده و سیگنال ها را تجزیه کردند. در این روش بردار های ویژگی توسط اپراتور انرژی تیگر _ کایزر حاصل شد. در شکل (۴) فلوجارت این روش قابل ملاحظه است. میلاچاک و همکاران عیوب محلی چرخ دنده ها را توسط هم انباشتگی پیدا کردند. برای اینکار ابتداء همبستگی سیگنال ها باید محاسبه شوند و سپس این سیگنال ها به چندین دسته تقسیم می شوند. که بردار هم بستگی بین زیر بخش ها را بتوان حساب کرد.



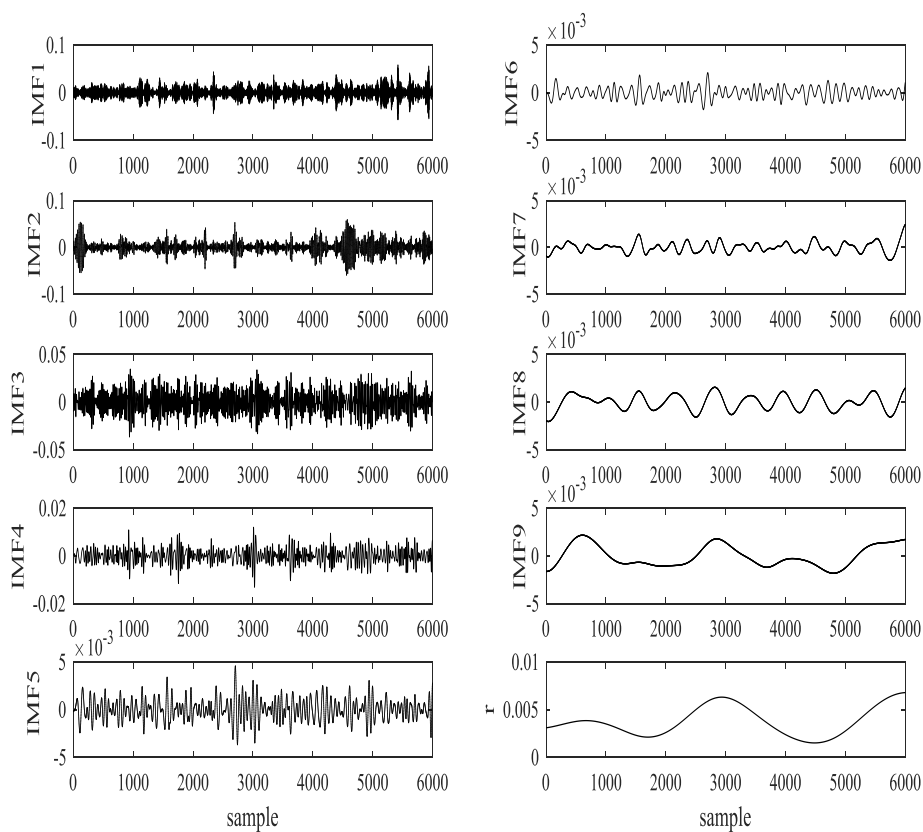
شکل ۴: فلوجارت روش ارائه شده توسط تبریزی و همکاران [۲۱]

انتخاب بهترین ویژگی ها

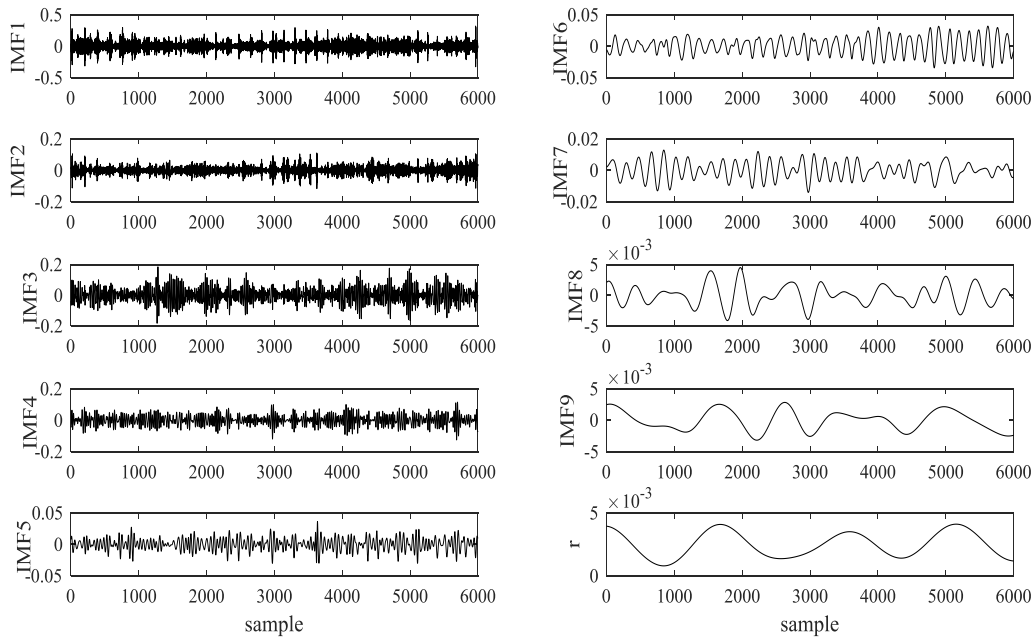
از روابط هم انباشتگی تعیین شده استفاده می کنیم تا بهترین انتخاب را از ویژگی های حاصل داشته باشیم. روابط هم انباشتگی حاصل از تبدیل بسته ای موجک است و از ضرائب آن بدست آمده است. برای این انتخاب دو مرحله پیش رو است که یکی از آنها روش ارزیابی جبران فاصله و دومین روش بهینه سازی است.

تعیین روابط هم انباشتگی

شکل های (۵) و (۶) نشان دهنده IMF های بدست آمده است که گاه ممکن است عیب را به خوبی نشان ندهند پس از هر بخش سیگنال با بیشترین اطلاعات مورد نیاز فقط سه IMF جهت استخراج ویژگی استفاده می شود.



شکل ۵: تجزیه سیگنال شکل (۳-۴-الف) توسط EEMD



شکل ۶: تجزیه سیگنال شکل (ب) توسط EEMD

$$y_{1t} = \begin{bmatrix} IMF_{11} \\ IMF_{12} \\ IMF_{13} \\ IMF_{14} \\ IMF_{15} \end{bmatrix}$$

$$y_{2t} = \begin{bmatrix} IMF_{21} \\ IMF_{22} \\ IMF_{23} \\ IMF_{24} \\ IMF_{25} \end{bmatrix}$$

$$y_{3t} = \begin{bmatrix} IMF_{31} \\ IMF_{32} \\ IMF_{33} \\ IMF_{34} \\ IMF_{35} \end{bmatrix}$$

نتایج آزمون جوهانسون در جدول (۱) و (۲) قابل مشاهده است. جداول مزبور نشان می‌دهند که چند ترکیب خطی از IMF ها وجود دارد. r رتبه ماتریس مقادیر ویژه است که تعداد رابطه‌های هم‌انباشتگی را مشخص می‌کند. مقدار h در جدول که همگی مساوی یک هستند، فرضیه صفر را رد می‌کند، بنابراین چهار رابطه هم‌انباشتگی وجود دارد. P-Value مقدار احتمال لازم برای رد کردن فرضیه صفر، Test statistics آماره آزمون، C-Value مقدار بحرانی و Eigenvalue مقدار ویژه در آزمون اثر جوهانسون را نشان می‌دهند.

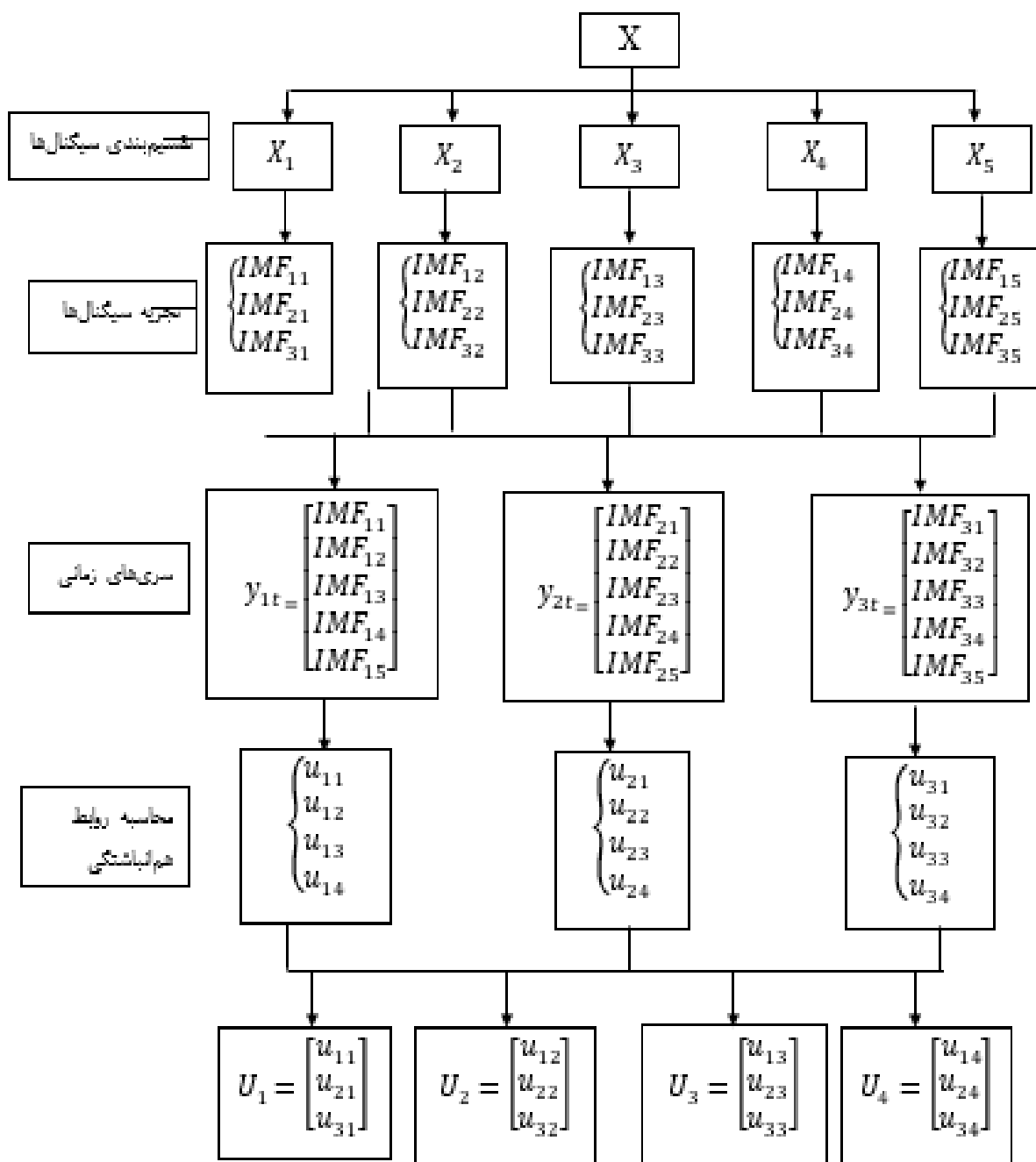
جدول ۱: نتایج آزمون هم انباشتگی برای اولین IMF همه ی بخش های سیگنال سالم نشان داده شده در شکل

r	h	P-Value	Test statistics	C- Value	Eigenvalue
0	1	0.0010	21367.3830	60.0623	0.5208
1	1	0.0010	16954.3816	40.1751	0.5169
2	1	0.0010	12590.2934	24.2747	0.5087
3	1	0.0010	8326.7694	12.3206	0.5048
4	1	0.0010	4111.3065	4.1302	0.4961

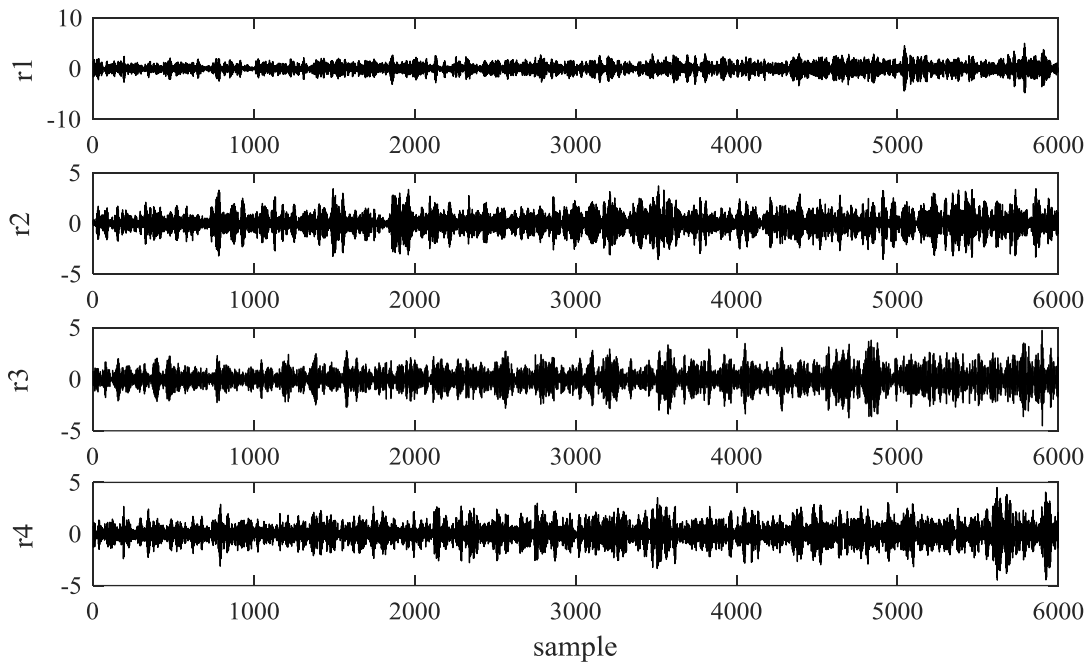
جدول ۲: نتایج آزمون هم انباشتگی برای اولین IMF همه ی بخش های سیگنال معیوب نشان داده شده در شکل

r	h	P- Value	Test statistics	C -Value	Eigenvalue
0	1	0.0010	23467.1998	60.0623	0.56384
1	1	0.0010	18489.4212	40.1751	0.5516
2	1	0.0010	13677.6849	24.2747	0.5392
3	1	0.0010	9029.0363	12.3206	0.5315
4	1	0.0010	4480.4279	4.1302	0.5261

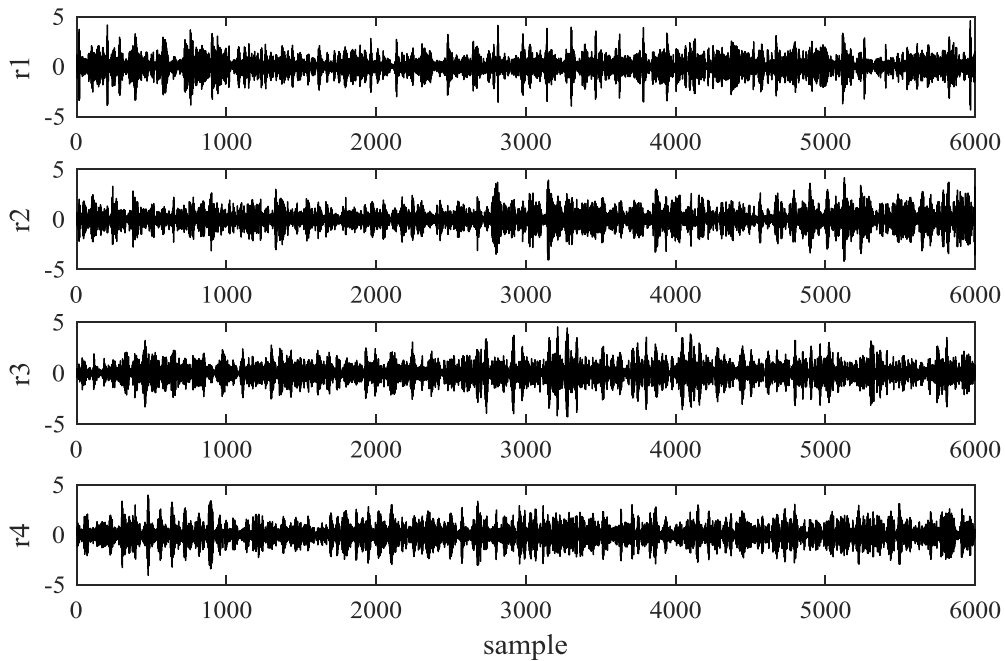
در شکل (۷) نحوه ی تعیین هم انباشتگی ها قابل ملاحظه است. IMF های موجود نیز معروف به روابط هم انباشتگی است. چهار هم انباشتگی حاصل از همه سیگنال ها به ترتیب سالم و خراب است.



شکل ۷: دیاگرام استخراج روابط هم‌انباشتی برای یک نمونه سیگنال



شکل ۸: چهار رابطه هم انباشتگی برای IMF اول سیگنال سالم نشان داده شده در شکل



شکل ۹: چهار رابطه هم انباشتگی برای IMF اول سیگنال معیوب نشان داده شده در شکل

تجزیه روابط هم انباشتگی به کمک تبدیل بسته‌ای موجک و استخراج ویژگی

همه ی سیگنال های ارتعاشی ۴ رابطه هم انباشتگی بین سه IMF اول دارند. وقتی تبدیل بسته ای موجک اعمال شود هر کدام از این روابط هم انباشتگی باعث ۴۲ ضریب موجک می شود. ۱۶ ویژگی آماری حوزه زمان ارائه شده است. بردار ویژگی

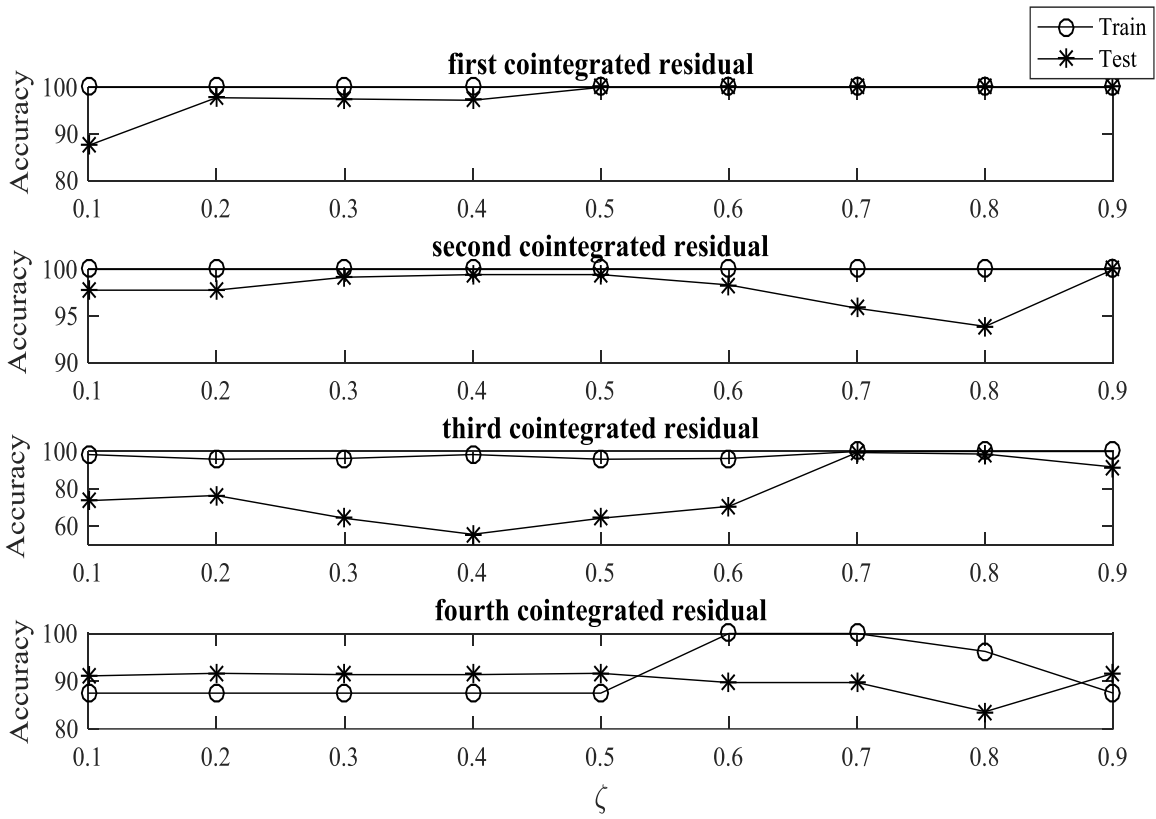
دارای ۶۲ ویژگی می باشد. در جدول (۳) شماره ویژگی های متناظر سری های زمانی هر رابطه هم انباشتگی و تجزیه بسته ای موجب ارائه شده است.

جدول ۳: ویژگی های استخراج شده برای هر رابطه هم انباشتگی

شماره ویژگی ها	ویژگی های استخراج شده
$F_1 - F_{32}$	ویژگی های سطح اول تجزیه WPD مربوط به y_{1t}
$F_{33} - F_{64}$	ویژگی های سطح اول تجزیه WPD مربوط به y_{2t}
$F_{65} - F_{96}$	ویژگی های سطح اول تجزیه WPD مربوط به y_{3t}
$F_{97} - F_{160}$	ویژگی های سطح دوم تجزیه WPD مربوط به y_{1t}
$F_{161} - F_{224}$	ویژگی های سطح دوم تجزیه WPD مربوط به y_{2t}
$F_{225} - F_{288}$	ویژگی های سطح دوم تجزیه WPD مربوط به y_{3t}
$F_{289} - F_{416}$	ویژگی های سطح سوم تجزیه WPD مربوط به y_{1t}
$F_{417} - F_{544}$	ویژگی های سطح سوم تجزیه WPD مربوط به y_{2t}
$F_{545} - F_{672}$	ویژگی های سطح سوم تجزیه WPD مربوط به y_{3t}

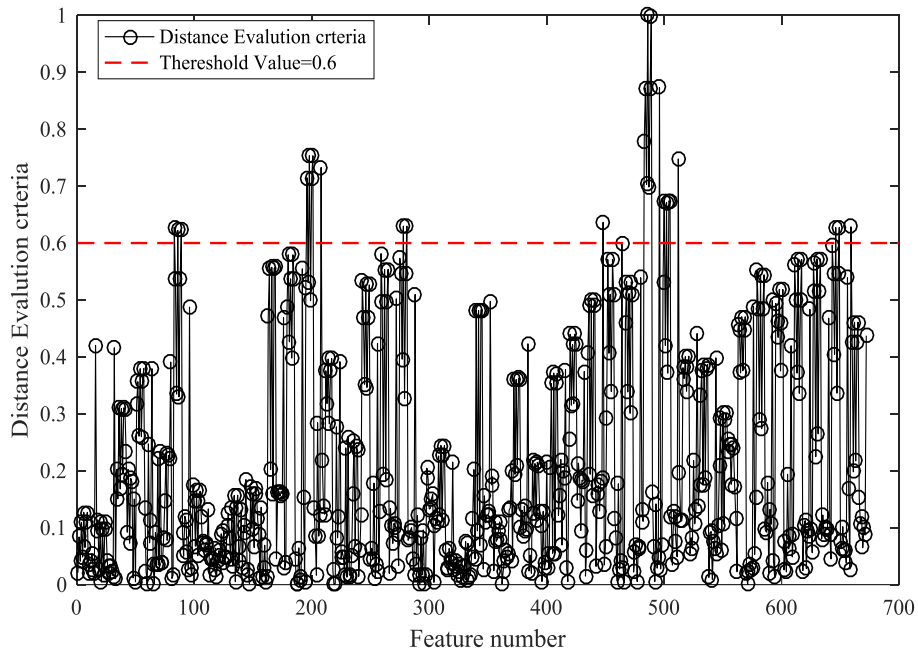
پیش انتخاب ویژگی به کمک روش ارزیابی جبران فاصله

در این پژوهش برای پارامتر γ مقداری بین ۰/۱ تا ۰/۹ در نظر گرفته شده است. در هر مرحله دقت پیش بینی محاسبه شده است. در نهایت بهترین مقدار برای γ در نظر گرفته شده است. با توجه به شکل (۱۰) دقت پیش بینی وقتی γ کمتر از ۰/۵ است ۱۰۰ درصد است. در این پروژه γ مورد نظر ۰/۶ است تا فضای ویژگی کاهش پیدا کند ولی تاثیری بر دقت ندارد. در روابط هم انباشتگی دوم تا چهارم مقادیر به ترتیب ۰/۵، ۰/۷ و ۰/۷ در نظر گرفته می شود.

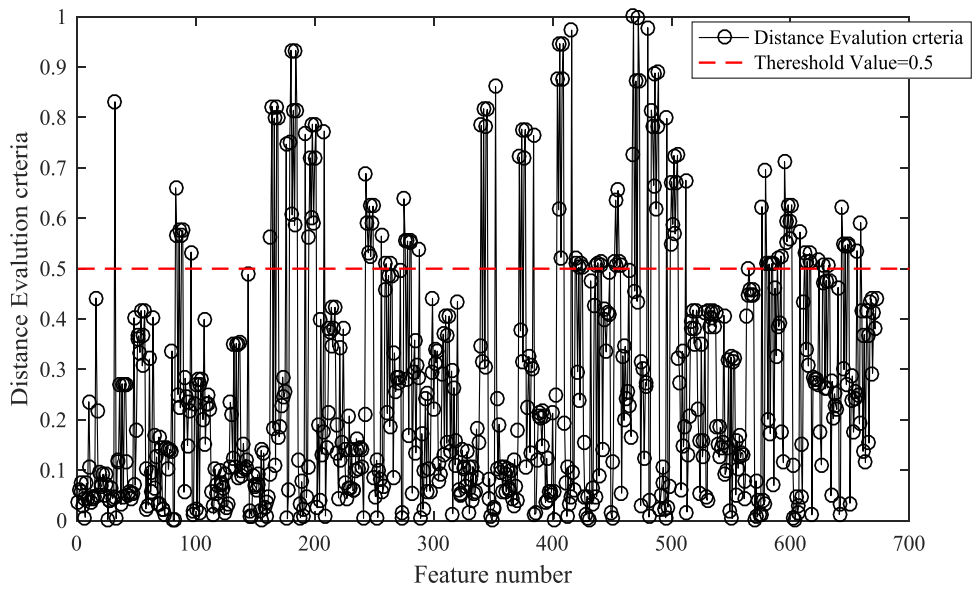


شکل ۱۰: میزان دقت آموزش و تست نهایی به ازای مقادیر مختلف ζ برای رابطه هم انباشتگی های اول تا چهارم

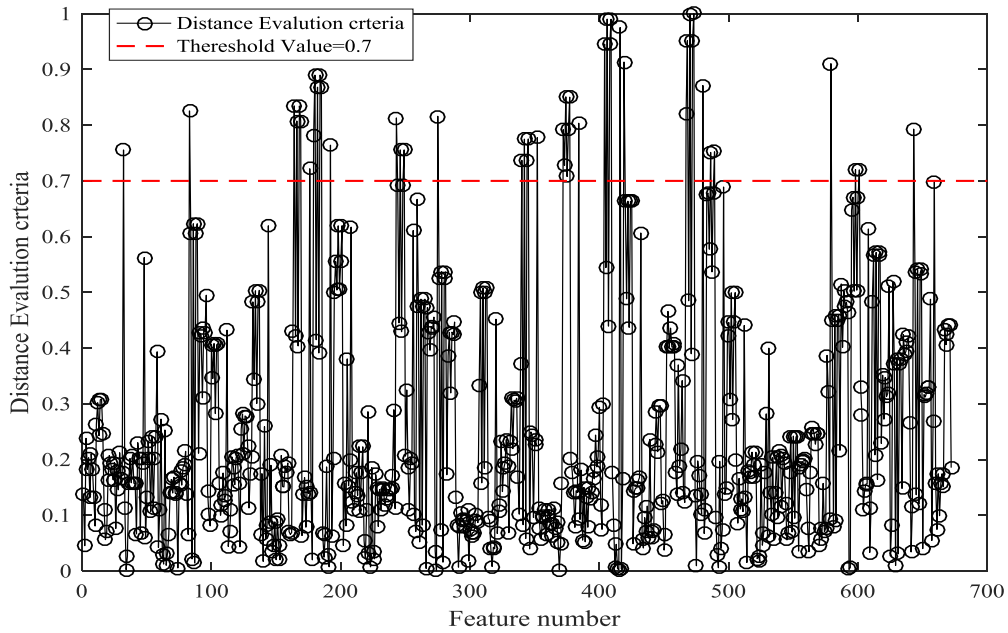
معیار ارزیابی فاصله ی تمام ویژگی ها در شکل های (۱۱) تا (۱۴) رسم شده است. خط چین موجود در این شکل ها بیانگر مقدار آستانه است. ویژگی و روابط هم انباشتگی اول و دوم و سوم و چهارم به ترتیب ۳۱، ۱۱۵، ۴۵ و ۲۱ است.



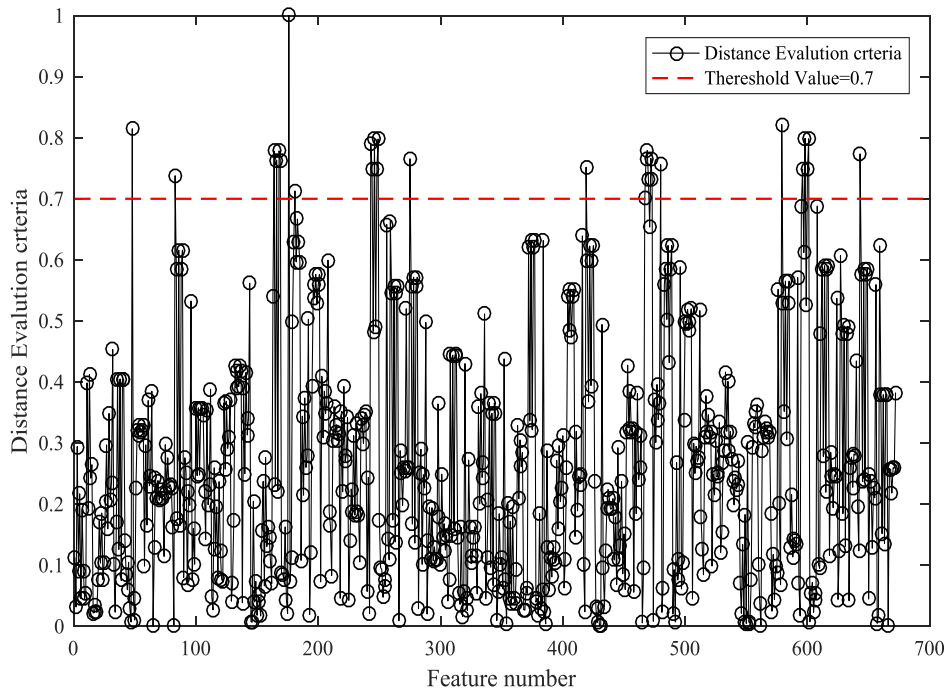
شکل ۱۱: معیار ارزیابی فاصله برای همه ویژگی های استخراج شده از رابطه هم انباشتگی اول



شکل ۱۲: معیار ارزیابی فاصله برای همه ویژگی های استخراج شده از رابطه هم انباشتگی دوم



شکل ۱۳: معیار ارزیابی فاصله برای همه ویژگی‌های استخراج شده از رابطه هم‌انباشتگی سوم



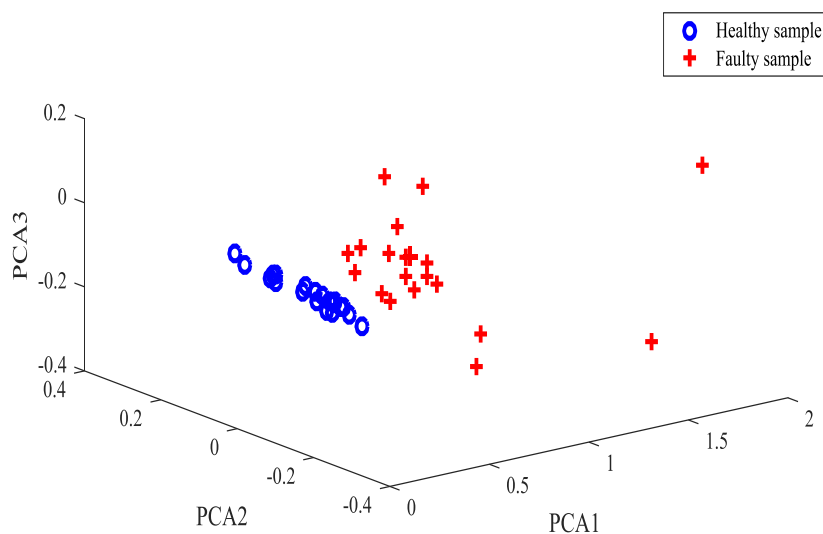
شکل ۱۴: معیار ارزیابی فاصله برای همه ویژگی‌های استخراج شده از رابطه هم‌انباشتگی چهارم

انتخاب مجموعه ویژگی بهینه

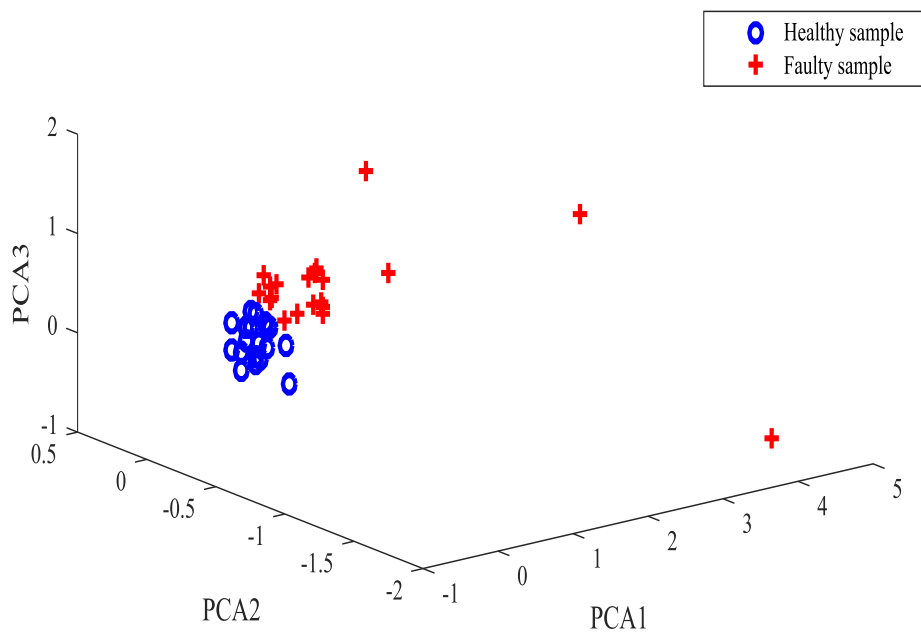
تعداد ویژگی‌های بهینه ی روابط هم‌انباشتگی اول تا چهارم ۳، ۳۲، ۱۲ و ۵ است. روش PCA مولفه اصلی هر بخش را محاسبه می‌کند که در شکل‌های (۱۵) تا (۱۸) قابل ملاحظه است. در روابط هم‌انباشتگی اول و دوم مولفه ای اصلی (ویژگی بهینه دو کلاس سالم و خراب) را می‌توان با حداکثر دقت تفکیک کرد ولی این دقت در هم‌انباشتگی سوم و چهارم به خوبی اول و دوم نیست.

جدول ۴: تعداد ویژگی‌های از پیش انتخاب شده و بهینه برای هر کدام از روابط هم‌انباشتی

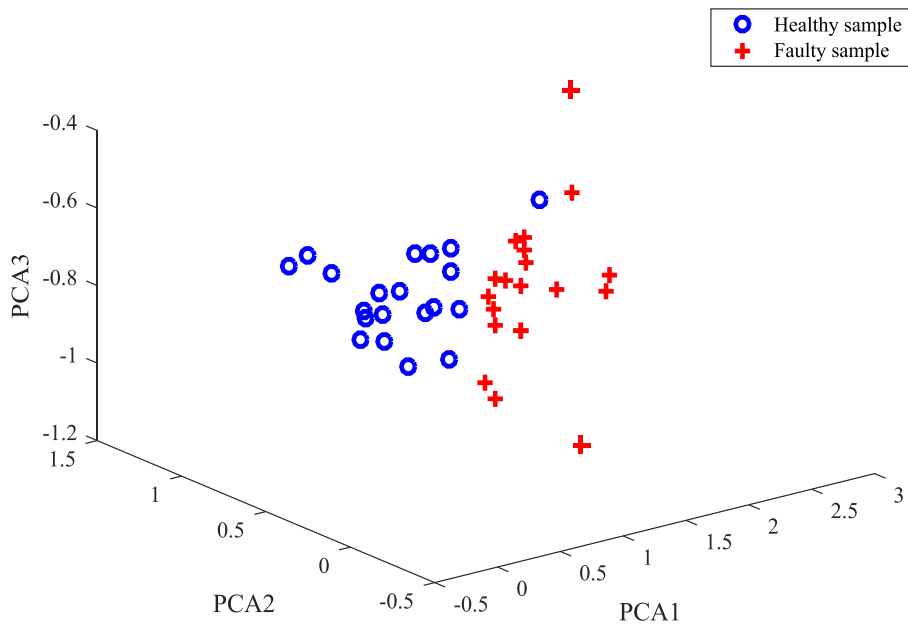
رابطه هم‌انباشتی	تعداد کل ویژگی‌های استخراج شده	تعداد ویژگی‌های از پیش انتخاب شده	تعداد ویژگی‌های بهینه به دست آمده
رابطه اول		۳۱	۳
رابطه دوم	۶۷۲	۱۱۵	۳۲
رابطه سوم		۴۵	۱۲
رابطه چهارم		۲۱	۵



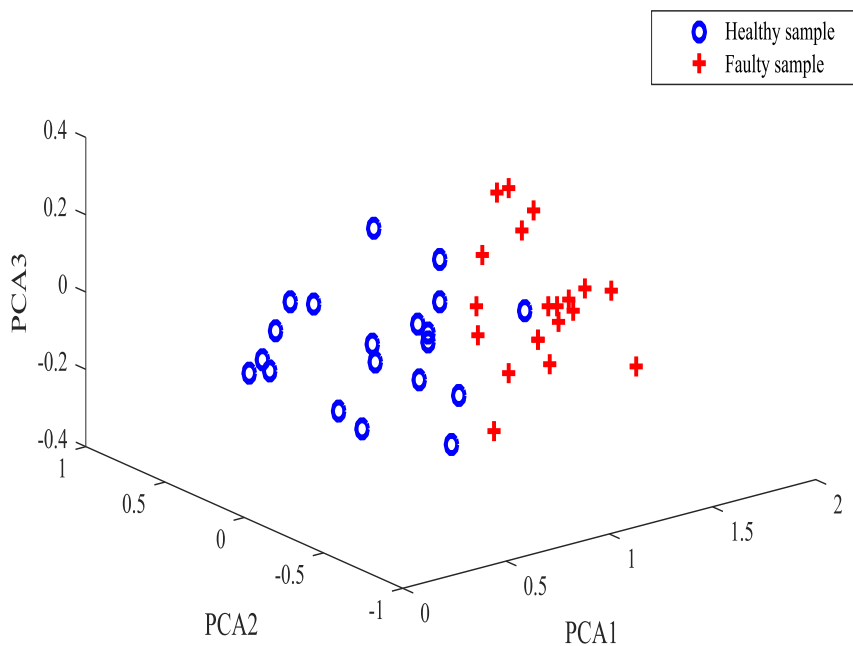
شکل ۱۵: سه مولفه اصلی ویژگی‌های بهینه برای رابطه هم‌انباشتی اول



شکل ۱۶: سه مولفه اصلی ویژگی‌های بهینه برای رابطه هم‌انباشتی دوم



شکل ۱۷: سه مولفه اصلی ویژگی های بهینه برای رابطه هم انباشتگی سوم

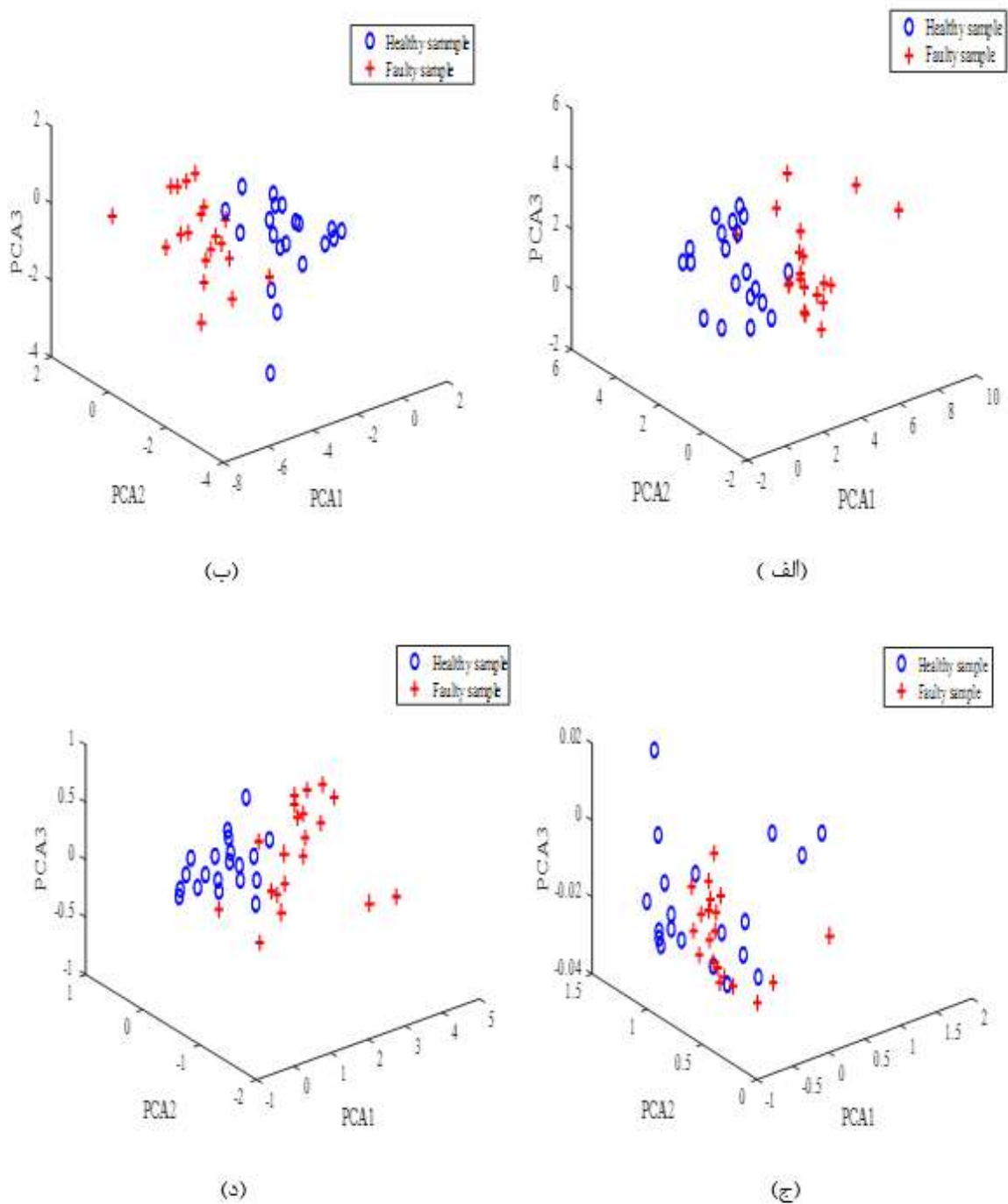


شکل ۱۸: سه مولفه اصلی ویژگی های بهینه برای رابطه هم انباشتگی چهارم

با بررسی نتایج ارائه شده می توان گفت استفاده از روش EEMD نسبت به EMD در تجزیه سیگنال، استخراج ویژگی ها از ضرایب موجک روابط هم انباشتگی نسبت به استخراج ویژگی ها از خود روابط هم انباشتگی و همچنین پیش انتخاب ویژگی ها و نوع روش انتخاب ویژگی تاثیر چشم گیری در نتایج پیش بینی عیب داشته است. همچنین، مقدار شاخص آستانه در پیش انتخاب ویژگی ها تاثیر زیادی در نتایج دارد. در نتیجه روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش ها برای هر چهار رابطه هم - انباشتگی میزان دقت بیشتری در مرحله آموزش و تست نهایی دارد. همچنین، رابطه هم انباشتگی اول بهترین نتیجه بین روابط هم انباشتگی را دارد.

جدول ۵: مقایسه نتایج روش پیشنهادی با روش های دیگر برای هم انباشتگی اول

میانگین دقت در مرحله تست نهایی	میانگین دقت در مرحله آموزش	ویژگی های بهینه یا تعداد ویژگی های بهینه	پارامترهای بهینه	روش
100±0.0	100±0.0	[F_{325} · F_{401} · F_{593}]	C =20.06 σ =62.81 ζ =0.6	روش پیشنهادی
91.51±2.24	87.5±0.0	204	C =51.88 σ =41.06	روش ۱
94.44±3.04	87.91±2.28	154	C =21.75 σ =47.9	روش ۲
82.22±5.24	75±0.0	8	C =91.74 σ =26.8 ζ =0.38	روش ۳
84.16±2.54	100±0.0	29	C =18.9 σ =14.21 ζ =0.63	روش ۴



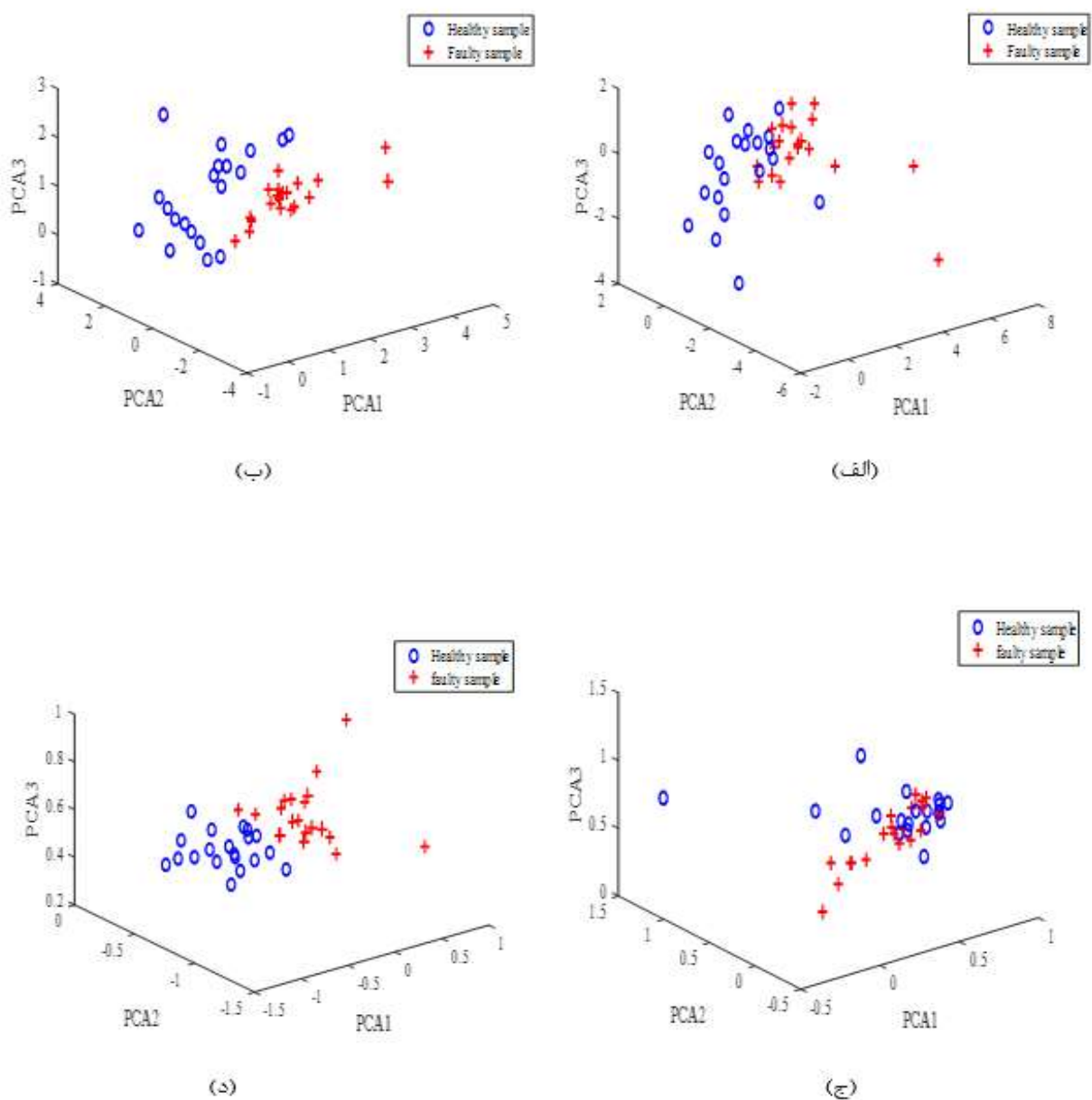
شکل ۱۹: سه مولفه اصلی اول ویژگی های بهینه به دست آمده برای رابطه هم انباشتگی اول، الف: روش ۱، ب: روش ۲، ج: روش ۳، د: روش ۴

جدول ۶: مقایسه نتایج روش پیشنهادی با روش های دیگر برای هم انباشتگی دوم

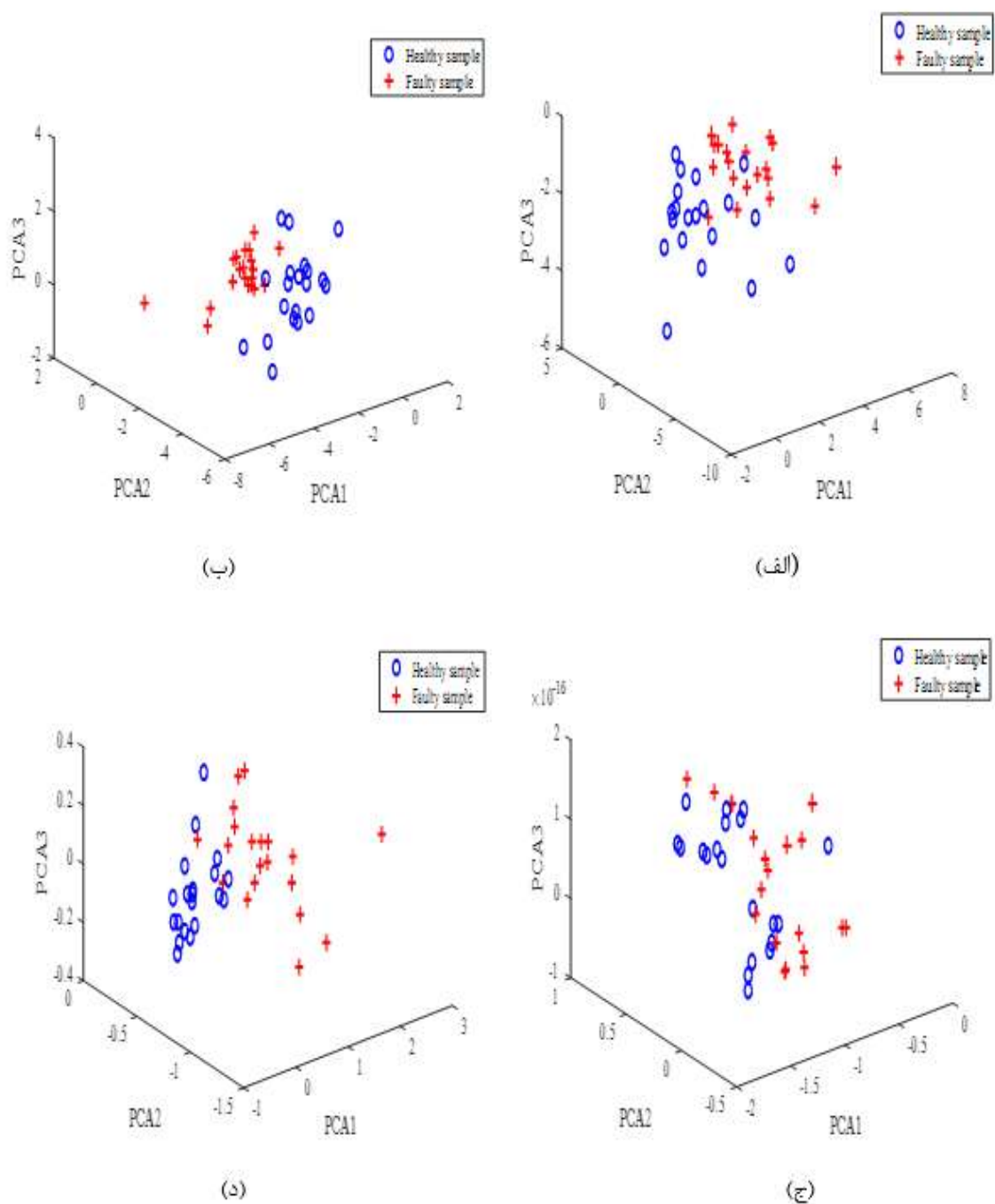
روش	پارامترهای بهینه	ویژگی های بهینه یا تعداد ویژگی های بهینه	میانگین دقت در مرحله آموزش	میانگین دقت در تست نهایی
روش پیشنهادی	$C = 96.07$ $\sigma = 59.61$ $\zeta = 0.5$	36	100 ± 0.0	99.38 ± 2.11
روش ۱	$C = 80.39$ $\sigma = 76.12$	189	100 ± 0.0	93.33 ± 3.39
روش ۲	$C = 31.37$ $\sigma = 16.67$	85	100 ± 0.0	97.77 ± 6.54
روش ۳	$C = 0.39$ $\sigma = 70.58$ $\zeta = 0.45$	$[F_8, F_{18}, F_{20}, F_{42}]$	87.5 ± 0.0	69.44 ± 0.0
روش ۴	$C = 77.25$ $\sigma = 11.71$ $\zeta = 0.67$	8	100 ± 0.0	92.22 ± 2.11

جدول ۷: مقایسه نتایج روش پیشنهادی با روش های دیگر برای هم انباشتگی سوم

روش	پارامترهای بهینه	ویژگی های بهینه یا تعداد ویژگی های بهینه	میانگین دقت در مرحله آموزش	میانگین دقت در تست نهایی
روش پیشنهادی	$C = 98.43$ $\sigma = 82.46$ $\zeta = 0.7$	11	100 ± 0.0	99.3 ± 3.04
روش ۱	$C = 52.54$ $\sigma = 6.98$	294	90.83 ± 5.62	86.94 ± 7.48
روش ۲	$C = 69.41$ $\sigma = 9.35$	147	100 ± 0.0	88.05 ± 6.44
روش ۳	$C = 4.70$ $\sigma = 77.30$ $\zeta = 0.4$	$[F_{16}, F_{34}, F_{48}]$	75 ± 0.0	89.16 ± 16.97
روش ۴	$C = 40.00$ $\sigma = 92.17$ $\zeta = 0.6$	12	100 ± 0.0	91.38 ± 5.57



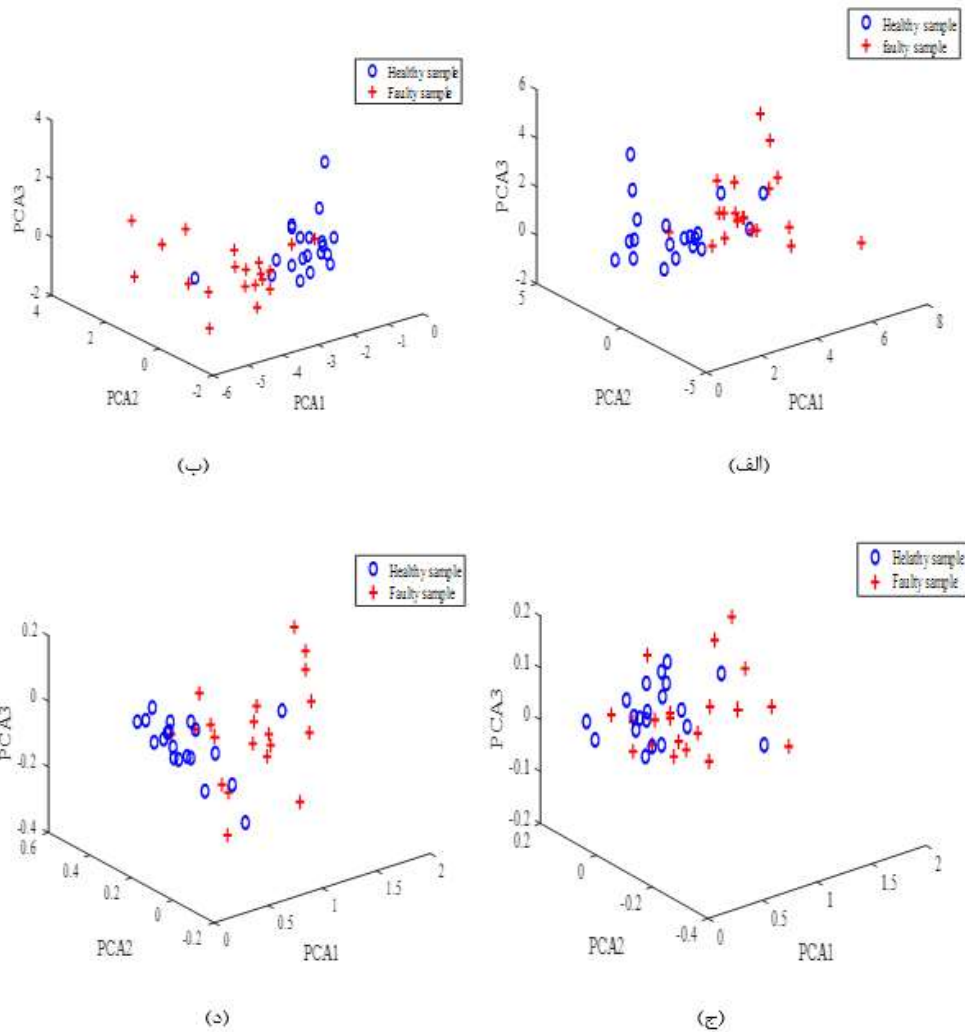
شکل ۲۰: سه مولفه اصلی اول ویژگی های بهینه به دست آمده برای رابطه هم انباشتی دوم، الف: روش ۱، ب: روش ۲، ج: روش ۳، د: روش ۴



شکل ۲۱: سه مولفه اصلی اول ویژگی های بهینه به دست آمده برای رابطه هم انباشتگی سوم، الف: روش ۱، ب: روش ۲، ج: روش ۳، د: روش ۴

جدول ۷: مقایسه نتایج روش پیشنهادی با روش های دیگر برای هم انباشتگی چهارم

میانگین دقت در تست نهایی	میانگین دقت در مرحله آموزش	ویژگی های بهینه یا تعداد ویژگی - های بهینه	پارامترهای بهینه	روش
89.72±7.79	100±0.0	[F ₂₄₉ . F ₄₁₉ . F ₄₇₃ . F ₅₉₆ . F ₆₀₁]	C =83.92 σ =2.18 ζ=0.7	روش پیشنهادی
86.25±3.81	88.88±5.05	277	C =31.37 σ =93.07	روش ۱
90.27±3.15	87.5±0.0	133	C =95.68 σ =21.84	روش ۲
61.66±6.03	75±0.0	[F ₁₅ . F ₂₇ . F ₃₅]	C =88.23 σ =5.37 ζ=0.6	روش ۳
87.77±6.08	100±0.0	[F ₂₇₅ . F ₄₆₈ . F ₄₆₉]	C =60.00 σ =77.52 ζ=0.8	روش ۴



شکل ۲۲: سه مولفه اصلی اول ویژگی های بهینه به دست آمده برای رابطه هم انباشتگی چهارم، الف: روش ۱، ب: روش ۲، ج: روش ۳، د: روش ۴

نتیجه گیری

یکی از بخش های اصلی و مهم در انواع ماشین آلات دوار، یاتاقان ها هستند که در صورت خرابی، سبب وقفه در عملکرد ماشین ها و از کار افتادگی آنها می شوند، که در نتیجه خسارات مالی و زمانی زیادی برای کارفرما به دنبال دارد. لذا عیب یابی این بخش بسیار مهم و حائز اهمیت می باشد.

در این پژوهش به منظور عیب یابی یاتاقان های ماشین های دوار از یک شیوه ی ترکیبی هوشمند، برای انواع شرایط کاری و زمانی مختلف بر اساس مفهوم هم انباشتگی استفاده شد. برای ارزیابی و صحت سنجی روش پیشنهادی این پژوهش در دانشگاه Strathclyde با استفاده از دریافت سیگنال های ارتعاشی یاتاقان در سرعت های دورانی مختلف و در دو حالت سالم و عیب دار (رینگ داخلی) مورد بررسی قرار گرفت و اطلاعات لازم جمع آوری و ارائه گردید.

انتخاب بهترین مجموعه از خواص و ویژگی ها برای افزایش دقت طبقه بندی در روش شناسایی الگو، هدف این روش می باشد. بعلت مناسب نبودن روش های متداول برای عیب یابی موتور های دوار در بخش یاتاقان ها، که با فرض ایستا بودن سیگنال می باشد، در صورتی که عملکرد سیگنال ها در سرعت های مختلف اکثرا موجب پیدایش سیگنال های نا ایستا می شود. چگونگی عملکرد این روش پیشنهادی به این صورت است که نخست هر سیگنال به ۵ قسمت مساوی تقسیم می شود و

هر یک از این بخش‌ها توسط روش EEMD (روش تجزیه مود تجربی کلی) که برای پردازش سیگنال‌های ناایستا و غیر خطی کاربرد دارد، به IMF‌های خود تقسیم گردید و سه IMF‌های اول از هر قسمت، برای استخراج و تجزیه تحلیل انتخاب گردید. از این IMF‌ها سری‌های زمانی تشکیل شد. با الهام از علم اقتصاد از روش هم‌انباشتگی برای بدست آوردن ترکیب خطی ایستا با استفاده از روابط هم‌انباشتگی، بین این سری‌های زمانی مورد استفاده قرار گرفت و چهار رابطه هم‌انباشتگی به کمک آزمون اثر جوهانسون برای این سری‌ها بدست آمد.

برای ایجاد ماتریسی از خواص، هر کدام از روابط هم‌انباشتگی توسط تبدیل بسته ای موجک (WPD) که دو ضریب تقریب و جزئیات را تحلیل می‌نماید، تا سه سطح با تابع موجک db44 مورد بررسی قرار گرفت. در ادامه از ۱۴ موجک ۱۶ ویژگی آماری در بخش زمان حاصل گردیده شد و سرآخر ۶۷۲ (۳*۱۴*۱۶) ویژگی برای هر سیگنال نمونه استخراج گردید. پروسه بررسی و درنهایت استخراج برای هر رابطه به صورت مستقل و تخصصی مورد تحلیل قرار گرفت و مقدار خواص طوری اپتیمم گردید تا مقدار آن بین ۰/۱ قرار بگیرد. در ادامه از روش CDET (ارزیابی جبران فاصله) مورد استفاده قرار گرفت زیرا ماتریس ویژگی با ابعاد بالا سبب کاهش دقت و صحت نتایج بدست آمده در شناسایی عیوب می‌گردد. خواص با امتیاز کمتر با تعیین مقدار آستانه ζ کنار گذاشته شدند و سایر ویژگی‌های با ارزش به عنوان مجموعه ویژگی برگزیده اولیه به SVM برای تحلیل ارائه شد.

برای تجزیه و تحلیل روی پارامتر مقدار آستانه در نتایج پیش‌بینی و عیب‌یابی، در این بررسی مقدار آنرا ۰/۱ تا ۰/۹ و با گام ۰/۱ افزوده گردید و دقت این روش نیز هر بار در مراحل تست استخراج شد و سر آخر آن مقداری برای مقدار آستانه ζ برگزیده شد که با توجه به آن موفق‌ترین روش پیشنهادی در این مطالعه باشد.

برای رابطه هم‌انباشتگی اول تا چهارم مقدار ζ به ترتیب ۰/۶، ۰/۵، ۰/۷ و ۰/۷ در نظر گرفته شد و تعداد ویژگی‌های پیش‌انتخاب شده متناظر با آن به ترتیب ۳۱، ۱۱۵، ۴۵ و ۲۱ شد. پس از تعیین ویژگی‌های اولیه برای هر کدام از روابط هم‌انباشتگی، به کمک الگوریتم بهینه‌سازی BPSO، مجموعه ویژگی‌های بهینه و پارامترهای SVM به گونه‌ای تعیین شد که دقت پیش‌بینی عیب به بیشترین مقدار خود برسد و ابعاد فضای ویژگی بهینه تا حد ممکن کمینه گردد. نتایج حاصل از ۳۰ بار اجرای روش پیشنهادی در مرحله آموزش و تست نهایی به صورت میانگین و انحراف معیار محاسبه شد. در روش پیشنهادی شده، میانگین دقت در مرحله آموزش برای رابطه هم‌انباشتگی اول تا چهارم ۱۰۰ درصد شد که نشان دهنده موفقیت روش پیشنهادی در این مرحله را دارد و در مرحله تست نهایی برای رابطه هم‌انباشتگی اول تا چهارم میانگین دقت به ترتیب ۱۰۰، ۹۹/۳۸، ۹۹/۳ و ۸۹/۷۲ درصد شد که نشان می‌دهد روش پیشنهادی در این مرحله نیز برای روابط هم‌انباشتگی اول تا سوم کاملاً موفقیت آمیز بوده و تنها برای رابطه هم‌انباشتگی چهارم دقت کمی به دست آمد. همچنین، مجموعه ویژگی بهینه‌ای از بین ۳۰ بار اجرا طوری انتخاب شد که دارای کم‌ترین تعداد ویژگی و بیشترین مقدار دقت در پیش‌بینی عیب را باشد. در روش پیشنهادی، مجموعه ویژگی بهینه برای رابطه هم‌انباشتگی اول تا چهارم به ترتیب دارای ۳، ۳۲، ۱۲ و ۵ ویژگی است. مولفه‌های اصلی هر کدام از این مجموعه ویژگی‌ها به کمک روش PCA محاسبه شد و شکل‌های سه مولفه اصلی اول ویژگی‌های بهینه به دست آمده برای رابطه هم‌انباشتگی اول و دوم به خوبی تفکیک پذیری وضعیت سالم و معیوب سیگنال را در روش پیشنهادی نشان داد، اما برای رابطه هم‌انباشتگی سوم و چهارم نمونه‌های سالم و معیوب به طور کامل از یکدیگر تفکیک نشدند. در بین روابط هم‌انباشتگی، رابطه هم‌انباشتگی اول بیشترین دقت پیش‌بینی در مرحله آموزش و تست نهایی را داشت. ویژگی‌های بهینه آن شامل انرژی، ریشه میانگین مربعات و انرژی تیگر - کایزر سطح سوم تجزیه مربوط به سری زمانی تشکیل شده از IMF سوم است.

از ۴ روش دیگر برای بررسی صحت و دقت روش پیشنهادی برای عیب‌یابی یاتاقان‌ها استفاده گردید که در روش اول برای مطالعه تاثیر گزینش ویژگی و خواص ابتدائی در نتیجه عیب‌یابی، مجموعه خواص اپتیمم مستقیم از مجموعه خواص اصلی BPSO استفاده شد و همزمان پارامترهای اپتیمم SVM مشخص گردید. در بخش آموزش میانگین دقت برای روابط هم‌انباشتگی در همه ی روابط کمتر از روش پیشنهادی بدست آمد به جز رابطه ۲ که با دقت ۱۰۰ درصد حال شد. در مرحله

آزمایش نهایی نیز این اتفاق به همین روابط از روش پیشنهادی کمتر بود. تعداد خواص بهینه برای این روش بالاست و پارامترهای اصلی رسم گردیده شده برای آنها تفکیک پذیری خوبی نداشتند.

پیشنهادهای

عناوین زیر برای کارهای بعدی در حوزه عیب‌یابی پیشنهاد می‌گردند

- ✓ عیب‌یابی در یاتاقان‌ها با حضور همزمان چند عیب مختلف در سرعت دورانی متغیر: با توجه به این که روش پیشنهادی در این پژوهش برای دو وضعیت سالم و رینگ داخلی معیوب یاتاقان ارائه شده است، بررسی توانمندی روش پیشنهادی در وضعیت چند نوع عیب مختلف در کارهای بعدی پیشنهاد می‌شود.
- ✓ به کارگیری روش پیشنهادی در این پژوهش برای عیب‌یابی چرخ‌دنده‌ها: در این جا از روش پیشنهادی جهت عیب‌یابی یاتاقان در سرعت متغیر استفاده شده است. می‌توان به منظور بررسی توانمندی روش پیشنهادی، برای عیب‌یابی چرخ‌دنده در دور متغیر نیز استفاده شود.
- ✓ بهبود روش پیشنهادی در این پژوهش به کمک اعمال روش‌های بی‌نویز کردن سیگنال‌های ارتعاشی: با توجه به این که نویز همواره در سیستم وجود دارد و در این جا از تکنیک حذف نویز استفاده نشده است، بهتر است از روش‌های بی‌نویز سازی و تأثیر آن‌ها بر میزان دقت عیب‌یابی، استفاده شود.
- ✓ بهبود روش پیشنهادی با استفاده از روش هم‌انباشتگی غیرخطی: در اینجا از هم‌انباشتگی خطی استفاده شده است. با توجه به اینکه دینامیک یاتاقان‌ها غیرخطی هستند، این تکنیک می‌تواند در زمینه عیب‌یابی موثر باشد.
- ✓ بهبود روش پیشنهادی با استفاده از روش‌های جدید تجزیه سیگنال مانند تبدیل موجک تجربی: در اینجا از تجزیه مود ذاتی کلی برای تجزیه سیگنال استفاده شده است، می‌توان تأثیر نتایج روش‌های جدید تجزیه سیگنال در روش پیشنهادی را بررسی کرد.

منابع

- [1] Saidi, L., Ali, J.B. and Fnaiech, F., 2015. Application of higher order spectral features and support vector machines for bearing faults classification. *ISA transactions*, 54, pp.193-206.
- [2] Isermann, R., 2006. *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Springer Science & Business Media.
- [3] Lootsma, T.F., 2001. *Observer-Based Fault Detection and Isolation for Nonlinear Systems*. Control Eng., Aalborg Univ.
- [4] Sun, X., 2013. *Unknown Input Observer Approaches to Robust Fault Diagnosis* (Doctoral Dissertation, University of Hull).
- [5] Garibaldi, L., 2015, *Development of New Fault Detection Methods of Rotating Machines (Rolling Bearing)*.
- [6] Worden, K., Staszewski, W.J. and Hensman, J.J., 2011. Natural computing for mechanical systems research: A tutorial overview. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(1), pp.4-111.
- [7] Worden, K. and Dulieu-Barton, J.M., 2004. An Overview of Intelligent Fault Detection in Systems and Structures. *Structural Health Monitoring*, 3(1), pp.85-98.
- [8] Lei, Y. and Zuo, M.J., 2009. Fault Diagnosis of Rotating Machinery Using an Improved HHT Based on EEMD and Sensitive IMFs. *Measurement Science and Technology*, 20(12), p.125701.

- [9] Lei, Y., Liu, Z., Ouazri, J. and Lin, J., 2017. A Fault Diagnosis Method of Rolling Element Bearings Based on CEEMDAN. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 231(10), pp.1804-1815.
- [10] Song, M. and Xiao, S., 2017. A Fault Diagnosis Method of Gear Based on SVD and Improved EEMD. In *Intelligent Computing, Networked Control, and Their Engineering Applications* (pp. 65-74). Springer, Singapore.
- [11] Song, Y., Zeng, S., Ma, J. and Guo, J., 2018. A Fault Diagnosis Method for Roller Bearing Based on Empirical Wavelet Transform Decomposition with Adaptive Empirical Mode Segmentation. *Measurement*, 117, pp.266-276
- [12] Xu, F., Wai Tat TSE, P., Fang, Y.J. and Liang, J.Q., 2018. A Fault Diagnosis Method Combined with Compound Multiscale Permutation Entropy and Particle Swarm Optimization–Support Vector Machine for Roller Bearings Diagnosis. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part J: Journal of Engineering Tribology*, p.1350650118788929.
- [13] Tabrizi, A., Garibaldi, L., Fasana, A. and Marchesiello, S., 2015. Early Damage Detection of Roller Bearings Using Wavelet Packet Decomposition, Ensemble Empirical Mode Decomposition and Support Vector Machine. *Meccanica*, 50(3), pp.865-874.
- [14] Dong, S., Sun, D., Tang, B., Gao, Z., Yu, W. and Xia, M., 2014. A Fault Diagnosis Method for Rotating Machinery Based on PCA and Morlet kernel SVM. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
- [15] Yang, C.Y. and Wu, T.Y., 2015. Diagnostics of Gear Deterioration Using EEMD Approach and PCA Process. *Measurement*, 61, pp.75-87.
- [16] Ziani, R., Felkaoui, A. and Zegadi, R., 2017. Bearing Fault Diagnosis Using Multiclass Support Vector Machines with Binary Particle Swarm Optimization and Regularized Fisher's Criterion. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 28(2), pp.405-417.
- [17] Fatima, S., Mohanty, A.R. and Naikan, V.N.A., 2015. Multiple Fault Classification Using Support Vector Machine in a Machinery Fault Simulator. In *Vibration Engineering and Technology of Machinery* (pp. 1021-1031). Springer, Cham.
- [18] Zhang, X., Zhang, Q., Chen, M., Sun, Y., Qin, X. and Li, H., 2018. A Two-Stage Feature Selection and Intelligent Fault Diagnosis Method for Rotating Machinery Using Hybrid Filter and Wrapper Method. *Neurocomputing*, 275, pp.2426-2439.
- [19] Yin, H., Qiao, J., Fu, P. and Xia, X.Y., 2014. Face Feature Selection with Binary Particle Swarm Optimization and Support Vector Machine. *J. Inf. Hiding Multimed. Signal Process*, 5(4), pp.731-739.
- [20] Wei, Z., Wang, Y., He, S. and Bao, J., 2017. A Novel Intelligent Method for Bearing Fault Diagnosis Based on Affinity Propagation Clustering and Adaptive Feature Selection. *Knowledge-Based Systems*, 116, pp.1-12.
- [21] Tabrizi, A.A., Al-Bugharbee, H., Trendafilova, I. and Garibaldi, L., 2017. A Cointegration-Based Monitoring Method for Rolling Bearings Working in Time-Varying Operational Conditions. *Meccanica*, 52(4-5), pp.1201-1217.
- [22] Michalak, A., Wodecki, J., Wyłomańska, A. and Zimroz, R., 2017. Application of Cointegration to Vibration Signal for Local Damage Detection in Gearboxes. *Applied Acoustics*.
- [23] Lei, Y., Lin, J., He, Z. and Zuo, M.J., 2013. A Review on Empirical Mode Decomposition in Fault Diagnosis of Rotating Machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 35(1-2), pp.108-126.
- [24] Wu, Z., Huang, N., "Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise – Assisted Data Analysis Method", *Advances in Adaptive Data Analysis*, Vol. 1(1), 1-41, 2009.

- [26] Mallat, S., "A Wavelet Tour of Signal Processing", Academic Press, New York, 1998.
- [27] Zhang, J., Ma, W., Lin, J., Ma, L. and Jia, X., 2015. Fault Diagnosis Approach for Rotating Machinery Based on Dynamic Model and Computational Intelligence. *Measurement*, 59, pp.73-87.
- [28] Dron, J.P. and Bolaers, F., 2004. Improvement of the Sensitivity of the Scalar Indicators (Crest factor, Kurtosis) Using a De-Noiseing Method by Spectral Subtraction: Application to the Detection of Defects in Ball Bearings. *Journal of Sound and Vibration*, 270(1-2), pp.61-73.
- [29] Kaiser, J.F., 1990, April. On a Simple Algorithm to Calculate the 'Energy' of a Signal. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990. ICASSP-90., 1990 International Conference on* (pp. 381-384). IEEE.
- [30] Maragos, P., Kaiser, J.F. and Quatieri, T.F., 1993. On Amplitude and Frequency Demodulation Using Energy Operators. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41(4), pp.1532-1550.
- [31] Lei, Y., He, Z., Zi, Y. and Chen, X., 2008. New Clustering Algorithm-Based Fault Diagnosis Using Compensation Distance Evaluation Technique. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22(2), pp.419-435.
- [32] Kononenko, I., 1994, April. Estimating attributes: Analysis and Extensions of RELIEF. In *European Conference on Machine Learning* (pp. 171-182). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [33] Widodo, A. and Yang, B.S., 2007. Support Vector Machine in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(6), pp.2560-2574.
- [34] Shin, H.J., Eom, D.H. and Kim, S.S., 2005. One-Class Support Vector Machines—An Application in Machine Fault Detection and Classification. *Computers & Industrial Engineering*, 48(2), pp.395-408.
- [35] Kennedy, J., 2011. Particle Swarm Optimization. In *Encyclopedia of Machine Learning* (pp. 760-766). Springer, Boston, MA.
- [36] Kennedy, J. and Eberhart, R.C., 1997, October. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm. In *Systems, Man, and Cybernetics, 1997. Computational Cybernetics and Simulation., 1997 IEEE International Conference on* (Vol. 5, pp. 4104-4108). IEEE.
- [37] Zhang, X., Li, J., Xing, J., Wang, P., Yang, Q., Wang, R. and He, C., 2014. Optimal Sensor Placement for Latticed Shell Structure Based on an Improved Particle Swarm Optimization Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
- [38] Ratnaweera, A., Halgamuge, S.K. and Watson, H.C., 2004. Self-Organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer with Time-varying Acceleration Coefficients. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 8(3), pp.240-255.
- [39] Yan, B., Zhao, Z., Zhou, Y., Yuan, W., Li, J., Wu, J. and Cheng, D., 2017. A particle swarm optimization algorithm with random learning mechanism and Levy flight for optimization of atomic clusters. *Computer Physics Communications*, 219, pp.79-86.