

((یادداشت مهندسی))

تشخیص عیوب بلبرینگ توسط روش تجزیه مدهای تجربی

مهدي قهيه ئی^۱، مهرداد نوری خاجوی^۲ و عباس ربیعی^۳

دانشکده مکانیک

تربیت دبیر شهید رجایی تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۰/۰۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۴/۲۸)

چکیده

بلبرینگ‌ها یکی از قطعات پرمصرف و مهم در صنایع مختلف می‌باشند. تشخیص به موقع عیوب بلبرینگ‌ها می‌تواند از خسارات جانی و مالی جلوگیری کند. شناسایی عیوب در بلبرینگ‌ها به‌ویژه در مراحل اولیه و زمانیکه سیگنال غیرخطی و غیرایستا باشد بسیار مشکل است. یکی از روش‌های تشخیص عیب این قطعات از طریق آنالیز ارتعاشات می‌باشد. در این مقاله از روش تجزیه تجربی مدها که روشی جدید برای پردازش سیگنال‌های غیر خطی و غیر ایستا می‌باشد استفاده شده است. روش تجزیه تجربی مدها در سال ۱۹۹۸ توسط آقای هوآنگ ابداع شد. در این پژوهش به کمک روش فوق، سیگنال اولیه مربوط به حالت بلبرینگ سالم و حالت بلبرینگ معیوب به توابع مد ذاتی تجزیه شد. با بررسی و تحلیل توابع مد ذاتی از میان ۸ تابع مد ذاتی به دست آمده از هر سیگنال، اولین تابع مد ذاتی برای حالت بلبرینگ سالم و نیز حالت بلبرینگ معیوب تحت بارهای متفاوت صفر تا سه اسب بخار انتخاب گردید. از تابع مد ذاتی اول شش ویژگی در حوزه زمان استخراج گردید. این ویژگی‌ها برای حالت بلبرینگ سالم و نیز وضعیت بلبرینگ معیوب برای حلقه خارجی، حلقه داخلی و ساچمه تحت بارهای صفر تا سه اسب بخار محاسبه و انتخاب گردید. ویژگی‌ها به عنوان بردار ورودی به شبکه انفیس برای تشخیص عیوب به کار برده شد. سیستم انفیس طراحی شده توانست با تحلیل سیگنال‌های پیش پردازش شده حالات مختلف را با دقت ۱۰۰٪ تشخیص دهد. نتایج به دست آمده از این تحقیق می‌تواند به عنوان روشی جدید در عیب‌یابی بلبرینگ‌های ماشین‌آلات دوار مورد استفاده قرار گیرد.

کلیدواژگان: تشخیص عیب بلبرینگ، تجزیه مدهای تجربی، سیگنال ارتعاشی، پردازش سیگنال، انفیس.

Bearing Fault Detection Using Empirical Mode Decomposition Technique

M. Ghohyei, M. Nouri-Khajavi and A. Rabiei

Mechanical Engineering Department
Shahid Rajaei Teacher Training University

(Received: 21/December/2016 ; Accepted: 19/July/2017)

ABSTRACT

Bearings are the most important and most used components in different industries. Early bearing fault diagnosis can prevent human and financial losses. One of the best methods for fault diagnosis of these elements is via vibration analysis. In this paper Empirical Mode Decomposition (EMD) which is a fairly new signal processing method of nonlinear and nonstationary signals is used for analyzing vibration signals extracted from bearings. This method was proposed by Huang in 1998. In this research, extracted signal from healthy and faulty bearings are decomposed into empirical modes. By analyzing different empirical modes from 8 derived empirical modes for healthy and faulty bearings under different load conditions from zero to three horsepower, the first mode has the most information to classify bearing condition. From the first empirical mode six features in time domain were calculated for healthy bearing, bearing with inner race fault, bearing with outer race fault and bearing with ball fault. These eight features were used as input vector to a designed ANFIS network for bearing condition classification. The ANFIS network was able to detect different condition of bearing with 100% precision.

Keywords: Bearing fault detection, Empirical mode decomposition, Vibration signal, Signal processing, ANFIS.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد: mehdighoheei@gmail.com

۲- استادیار (نویسنده پاسخگو): mnouri@srttu.edu

۳- کارشناس ارشد: a. rabiei1685@gmail.com

۱- مقدمه

ذاتی به شبکه عصبی مصنوعی داده شده و دقت روش ۹۳٪ می‌باشد.

در سال ۱۳۸۸ مزروعی به کمک روش تجزیه تجربی مد، چرخ‌دنده‌های یک جعبه دنده را عیب‌یابی کرد. فرکانس‌های مربوط به چرخ دنده معیوب ۲۵۹ هرتز می‌باشد. در این مقاله ابتدا از روش تبدیل فوریه برای شناسایی فرکانس معیوب استفاده شده است که در فرکانس ۲۵۹ هرتز عیبی مشاهده نمی‌شد. با تبدیل هیلبرت بر روی فرکانس‌های بالا سیگنال جدیدی به دست آمده و روش تجزیه تجربی مد بر روی آن اثر داده شد. ده تابع مد ذاتی به دست آمد که تابع مد ذاتی مناسب انتخاب گردید. با به دست آوردن اسپکتروم آن مشاهده شد که دامنه‌ی بالایی در فرکانس ۲۵۹ هرتز وجود دارد که مربوط به خرابی چرخ دنده می‌باشد [۱۰].

در سال ۱۳۹۵ نوروزی و همکارش با استفاده از دستگاه آزمون بیرینگ، داده‌های ارتعاشی مربوط به بیرینگ با عیوب حلقه داخلی، حلقه خارجی، ساچمه و بیرینگ سالم را بدست آوردند. آن‌ها به کمک تحلیل تبدیل ویولت گسسته سیگنال‌های ارتعاشی به دست آمده را به حوزه زمان - فرکانس انتقال دادند. آنگاه به کمک تحلیل طیفی پوش، ضرایب تبدیل گسسته ویولت فرکانس بالا، پوش سیگنال را به دست آوردند. سپس طیف محلی حاشیه‌ای هیلبرت با اعمال روش تجزیه مدهای تجربی به دست آمد. عیوب مختلف مربوط به بیرینگ با استفاده از این روش و در فرکانس‌های محاسبه شده به راحتی و وضوح مشاهده شدند [۱۱].

۲- الگوریتم روش تجزیه مدهای تجربی

روش تجزیه تجربی مدها بر اساس فرضی ساده پایه‌گذاری شده است. اساس کار این روش تجزیه سیگنال به تعدادی توابع مد ذاتی و یک باقیمانده می‌باشد. تابع مد ذاتی یک کلاس جدید از توابع می‌باشد که فرکانس لحظه‌ای^۲ برای آن معنادار می‌باشد.

در این روش با توجه به دو شرط زیر می‌توان سیگنال را به توابع مد ذاتی تجزیه کرد [۱۲]. اولاً در تمامی طول سیگنال تعداد اکسترمم‌ها و تعداد گذر از صفرها باید برابر باشند و یا حداکثر یکی اختلاف داشته باشند. ثانیاً در هر لحظه مقدار

امروزه تحقیقات زیادی در زمینه تشخیص عیوب قطعات صنعتی انجام می‌پذیرد. بلبرینگ‌ها از جمله قطعات پرمصرف در صنایع مختلف می‌باشند. بلبرینگ‌ها یکی از قطعات مشترک در ماشین‌آلات دوار نیز می‌باشند که خرابی آن‌ها باعث توقف و خرابی ماشین می‌شود. تشخیص به موقع عیوب اجزا می‌تواند از خسارات جانی و مالی جلوگیری کند.

تجزیه مدهای تجربی روشی جدید برای پردازش سیگنال‌های غیرایستا و غیرخطی می‌باشد که در سال ۱۹۹۸ توسط آقای هوآنگ ابداع شد [۱]. استفاده از این روش در زمینه‌های مختلفی مانند کنترل فرآیندها [۲]، زیست‌شناسی و پزشکی [۳]، تشخیص صدا [۴]، مطالعات ژئوفیزیکی [۵]، اقیانوس‌شناسی [۶]، تغییرات آب و هوای [۷] و کاربردهای مهندسی از جمله عیب‌یابی می‌باشد [۸]. تجزیه تجربی مدها یکی از قوی‌ترین تکنیک‌های آنالیز در حوزه زمان-فرکانس می‌باشد.

در این مقاله با استفاده از روش تجزیه مدهای تجربی، سیگنال‌های ارتعاشی بلبرینگ به توابع مد ذاتی تجزیه شد و پس از انتخاب تابع مد ذاتی مناسب، از توابع مذکور شش ویژگی در حوزه زمان استخراج گردید. ویژگی‌ها برای حالت بلبرینگ سالم و نیز وضعیت بلبرینگ معیوب برای حلقه خارجی، حلقه داخلی و ساچمه تحت بارهای صفر تا سه اسب بخار استخراج گردید. ویژگی‌های مذکور به عنوان بردار ورودی به شبکه انفیس برای تشخیص حالت‌های سالم و معیوب به کار برده شد.

در سال ۲۰۱۴ بن‌علی و همکاران در مقاله‌ای کاربرد روش تجزیه تجربی مد و شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص عیب یاتاقان‌ها بر پایه سیگنال‌های ارتعاشی را بررسی کردند [۹]. در این مقاله با توجه به روش تجزیه تجربی مد، سیگنال موردنظر به ۱۲ تابع مد ذاتی و باقیمانده تجزیه شد. ده ویژگی در حوزه زمان از توابع انتخابی استخراج گردیده است. انرژی آنتروپی برای توابع مد ذاتی محاسبه شد. بلبرینگ در حالت سالم، خرابی ساچمه، خرابی حلقه داخلی و خرابی حلقه خارجی قرار داشت. ویژگی‌ها در حوزه فرکانس و براساس انرژی توسط طبقه‌بند SVM^۱ طبقه بندی شده و دقت روش ۱۰۰٪ بود. ویژگی‌ها در حوزه زمان - فرکانس با آنتروپی انرژی توابع مد

اولین تابع مد ذاتی به دست آمده که دارای زمان تناوب کم می باشد، از سیگنال جدا شده و طبق رابطه (۶) باقیمانده به دست می آید.

$$r_1 = X(t) - c_1 \quad (6)$$

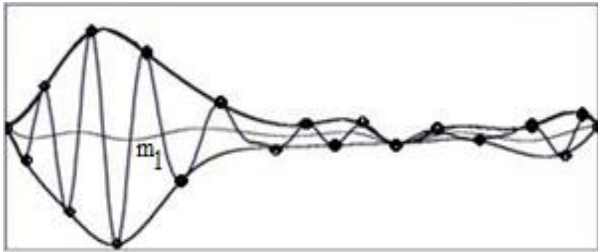
بنابراین، باقیمانده به دست آمده به عنوان یک داده جدید در نظر گرفته شده و فرآیند الگ کردن بر روی آن انجام می شود تا تابع مد ذاتی جدید به دست آید. طبق رابطه (۷) این فرآیند می تواند [بار تکرار شود.

$$\begin{cases} r_2(t) = r_1(t) - c_2(t) \\ \vdots \\ r_n(t) = r_{(n-1)}(t) - c_n(t) \end{cases} \quad (7)$$

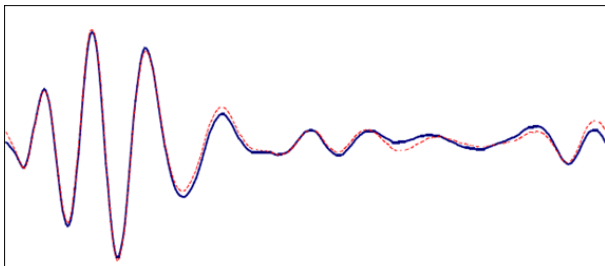
فرآیند تجزیه زمانی به پایان می رسد که سیگنال باقیمانده شامل هیچ اکستریمی نباشد. در پایان می توان سیگنال را به صورت مجموع توابع مد ذاتی و آخرین باقیمانده طبق رابطه (۸) نوشت.

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (8)$$

شکل ۳ یک تابع مد ذاتی را نشان می دهد.



شکل (۱): پوش بالا و پایین و سیگنال متوسط آن [۱۳]



شکل (۲): در فرآیند الگ کردن هنوز تابع مد ذاتی حاصل نشده [۱۳]

میانگین پوش، که از متوسط پوش ماکزیمم و پوش مینیمم به دست می آید، باید صفر باشد.

۲-۱- فرآیند الگ کردن^۱

فرآیند الگ کردن برای یافتن توابع مد ذاتی یک سیگنال می باشد. این فرآیند به طور نمونه بر روی یک سیگنال انجام شده است [۱۳].

موقعیت و دامنه تمامی ماکزیممها و مینیممهای محلی در سیگنال ورودی مشخص می شود. نقاط بالای سیگنال مربوط به ماکزیممها و نقاط پایین سیگنال مربوط به مینیممها می باشد. در ادامه با عبور دادن اسپیلاین مکعبی از ماکزیممها و مینیممها، پوش بالایی و پوش پایینی به دست آمده و میانگین پوش بالایی و پایینی با m_1 مشخص می شود. m_1 سیگنال متوسط پوش می باشد که به صورت خطی از وسط سیگنال عبور کرده و در شکل ۱ نشان داده شده است. سیگنال متوسط پوش از سیگنال ورودی طبق رابطه (۱) کم می شود.

$$h_1(t) = x(t) - m_1 \quad (1)$$

در این مرحله باید مشخص شود که آیا $h_1(t)$ یک تابع مد ذاتی می باشد یا خیر؟ اگر h_1 شرایط تابع مد ذاتی را ارضاء نکند مراحل قبل باید تکرار شود. شکل ۲ بیانگر این موضوع می باشد. در فرآیند الگ کردن دوم با $h_1(t)$ رابطه (۲) را داریم.

$$h_1 = h_{11} - m_{11} \quad (2)$$

می توان این فرآیند الگ کردن را k بار تکرار کرد تا h_{1k} یک تابع مد ذاتی شود. در مرحله k ام رابطه (۳) برقرار است.

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (3)$$

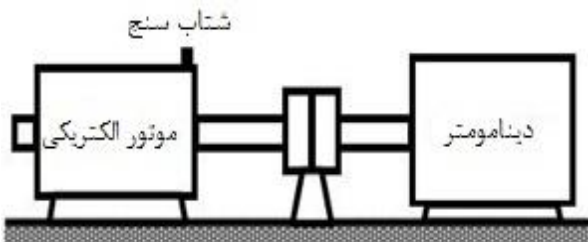
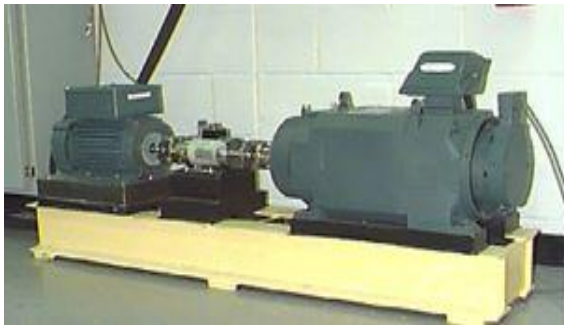
با تامین شرایط مذکور h_{1k} به عنوان یک تابع مد ذاتی طبق رابطه (۴) تعریف می شود.

$$c_1 = h_{1k} \quad (4)$$

در این کار فرآیند الگ کردن وقتی متوقف می شود که اختلاف بین الگ کردنهای متوالی از یک مقدار آستانه انتخابی که توسط رابطه (۵) تعریف می شود کمتر باشد.

$$S_D = \sum_{T=0}^T \frac{[h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)]^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \quad (5)$$

حالت‌های مختلف بار و سرعت در جدول ۱ آورده شده است.



شکل (۴): مجموعه آزمایشگاهی تست تجربی و شمول شمول آن

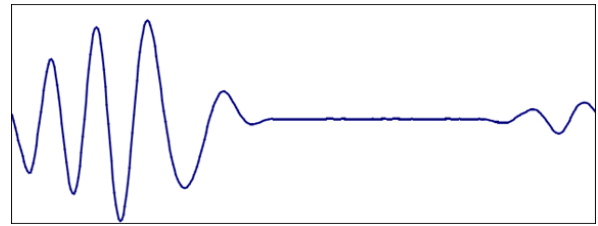
جدول (۱): شرایط مختلف بارگذاری بلبرینگ

بار (اسب بخار)	دور (دور بر دقیقه)
۰	۱۷۹۷
۱	۱۷۷۲
۲	۱۷۵۰
۳	۱۷۳۰

۴- عیب‌یابی بلبرینگ با استفاده از روش تجزیه تجربی مدها

عیوب مختلف در بلبرینگ‌ها به دلایل مختلفی از قبیل خستگی، نصب نادرست، روانکاری نامطلوب و یا خطا در زمان ساخت آن به وجود می‌آید. همان‌طور که قبلاً اشاره شد در این تحقیق وضعیت سالم به همراه عیوب متداول در بلبرینگ‌ها شامل، عیب در ساچمه، عیب در حلقه داخلی و عیب در حلقه خارجی مورد آزمایش قرار گرفته است.

جهت افزایش تعداد داده‌ها سیگنال اولیه مربوط به حالت بلبرینگ سالم تحت بارهای صفر تا سه اسب بخار، به ۱۱۸ قسمت تقسیم شد. سیگنال اولیه مربوط به حالت معیوب بلبرینگ برای خرابی حلقه داخلی، خرابی حلقه خارجی و



شکل (۳): نمونه یک تابع مد ذاتی [۱۳]

۳- مشخصات فنی بلبرینگ و داده‌های تجربی

ضرایب تمامی داده‌های تجربی مورد استفاده در این مقاله، از طریق مرکز داده بلبرینگ دانشگاه کیس وسترن ریزرو^۱ تهیه شده است [۱۴].

مرکز مذکور برای تهیه این داده‌ها از یک مجموعه آزمایشگاهی استفاده کرده است که این مجموعه در شکل ۴ مشاهده می‌شود. این مجموعه تشکیل شده است از یک موتور الکتریکی که متصل به یک دینامومتر می‌باشد. داده‌های تجربی به دست آمده توسط یک شتاب‌سنج که بر روی محفظه بلبرینگ نصب شده، اندازه‌گیری شده است. جهت اعمال بارهای مختلف از دینامومتر استفاده می‌شود. با توجه به اعمال بارهای مختلف، سرعت دورانی شفت بین ۱۷۳۰ تا ۱۷۹۷ دور بر دقیقه متغیر می‌باشد.

بلبرینگ مورد استفاده از نوع SKF^۲ شیار عمیق با قطر ساچمه ۷/۹۴ میلی‌متر و قطر گام ۳۹/۰۴ میلی‌متر می‌باشد. زاویه تماس این بلبرینگ صفر و تعداد ساچمه آن ۹ عدد می‌باشد. جهت ایجاد عیوب بر روی بلبرینگ از ماشینکاری به روش تخلیه الکتریکی استفاده است. داده‌های تجربی در این تحقیق برای چهار حالت زیر فراهم گردیده است.

۱- بلبرینگ سالم^۳ (NB) ۲- عیب ساچمه^۴ (BF) ۳- عیب حلقه داخلی^۵ (IRF) ۴- عیب حلقه خارجی^۶ (ORF)

داده‌های ارتعاشی مورد استفاده در این تحقیق، در حالت سالم بلبرینگ و نیز در حالت معیوب دارای فرکانس نمونه برداری ۱۲ کیلوهرتز می‌باشند.

1- Case Western Reserve University

2- Svenska Kullager Fabriken-

3- Normal Ball Bearing

4 - Ball Fault

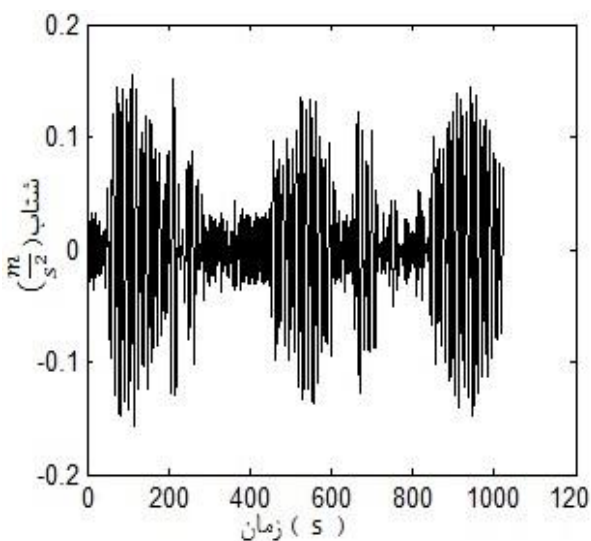
5- Inner Race Fault

6- Outer Race Fault

در این تحقیق ویژگی‌ها را از سیگنال استخراج می‌کنند عبارت‌اند از: ۱- ریشه میانگین مربعات ۲- دلتا ۳- واریانس ۴- کمینه ۵- پیک تا پیک ۶- انرژی. روابط این توابع در جدول ۲ دیده می‌شود.

جدول (۲): شش ویژگی استخراج شده از تابع مد ذاتی اول

ردیف	ویژگی	رابطه ویژگی
۱	ریشه میانگین مربعات	$T_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i)^2}$
۲	کمینه	$T_2 = \min(x_i)$
۳	پیک تا پیک	$T_3 = x_{\max} - x_{\min}$
۴	دلتا	$T_4 = \frac{1}{2} \times (x_{\max} - x_{\min})$
۵	واریانس	$T_5 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_m)^2}{N}$
۶	انرژی	$T_6 = \sum_{i=1}^n (x_i)^2$



شکل (۵): سیگنال ارتعاشی بیرینگ سالم - بدون بار

خرابی ساچمه تحت بارهای صفر تا سه اسب بخار به ۱۱۸ قسمت تقسیم شد. هریک از این ۱۱۸ سیگنال دارای طول نمونه برداری یکسان و فرکانس ۱۲ کیلوهرتز می‌باشند. در مرحله بعد هریک از ۱۱۸ سیگنال مذکور به کمک روش تجزیه تجربی مدها به توابع مد ذاتی تجزیه شدند. تجزیه سیگنال در این مرحله توسط برنامه‌ای که در محیط متلب قابل اجرا می‌باشد انجام گردید.

در شکل ۵ نمونه سیگنال اولیه مربوط به وضعیت سالم بلبرینگ و در شکل ۶ نمونه توابع مد ذاتی آن در حالت بدون بار آورده شده است.

در شکل ۷ نمونه سیگنال اولیه مربوط به خرابی ساچمه و در شکل ۸ نمونه توابع مد ذاتی آن در حالت بدون بار نشان داده شده است.

در شکل ۹ نمونه سیگنال اولیه در حالت خرابی حلقه داخلی و در شکل ۱۰ توابع مد ذاتی آن در حالت بدون بار مشخص شده است.

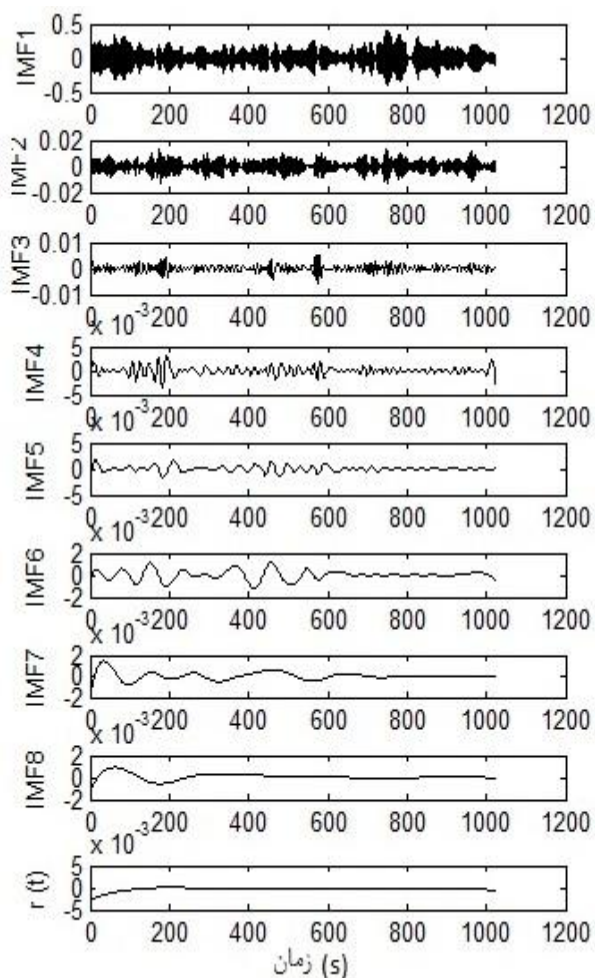
در شکل ۱۱ نمونه سیگنال اولیه مربوط به خرابی حلقه خارجی و در شکل ۱۲ توابع مد ذاتی آن در حالت بدون بار مشخص شده است.

پس از تجزیه سیگنال به توابع مد ذاتی، مناسب‌ترین تابع مد ذاتی از میان توابع موجود در هر یک از حالت‌های سالم، معیوب بودن ساچمه، معیوب بودن حلقه داخلی و معیوب بودن حلقه خارجی انتخاب گردید.

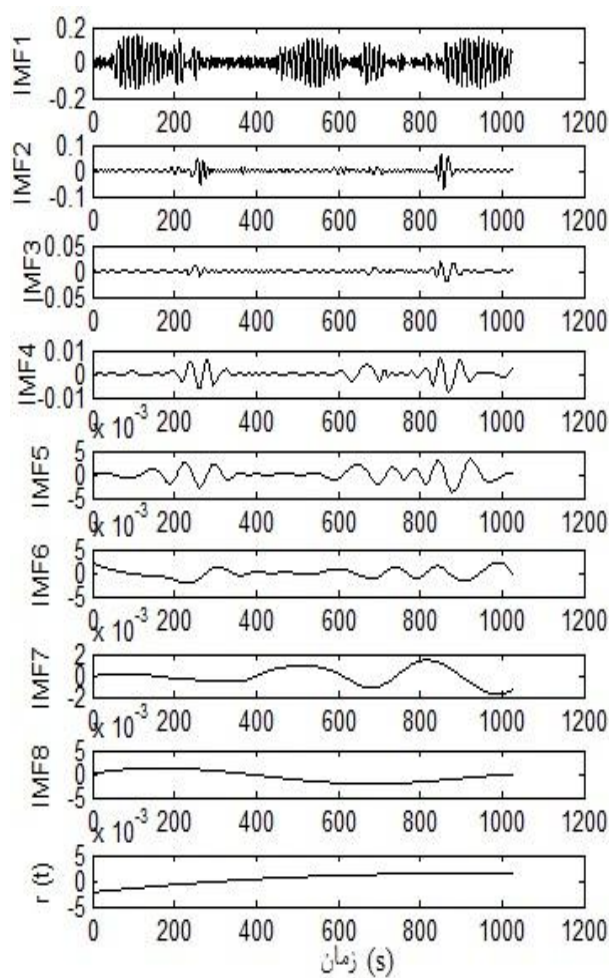
انتخاب تابع مد ذاتی مناسب برای هریک از ۱۱۸ سیگنال، در دوره‌های ۱۷۹۷، ۱۷۷۲، ۱۷۵۰ و ۱۷۳۰ دور در دقیقه انجام شد. با تجزیه هریک از سیگنال به دست آمده توسط روش تجزیه تجربی مدها ۸ تابع مد ذاتی و یک باقیمانده به دست آمد.

با بررسی دقیق این ۸ تابع مد ذاتی مشخص شد که اولین تابع مد ذاتی بیشترین حساسیت را نسبت به تشخیص حالت‌های سالم و معیوب بلبرینگ دارا می‌باشد. بنابراین تمامی محاسبات و استخراج ویژگی‌ها بر اساس تابع مد ذاتی اول صورت پذیرفت.

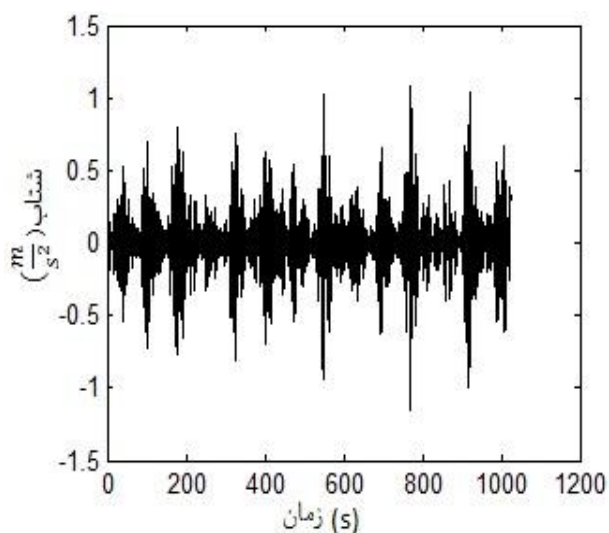
شش ویژگی از توابع مد ذاتی اول استخراج گردید. توابعی که



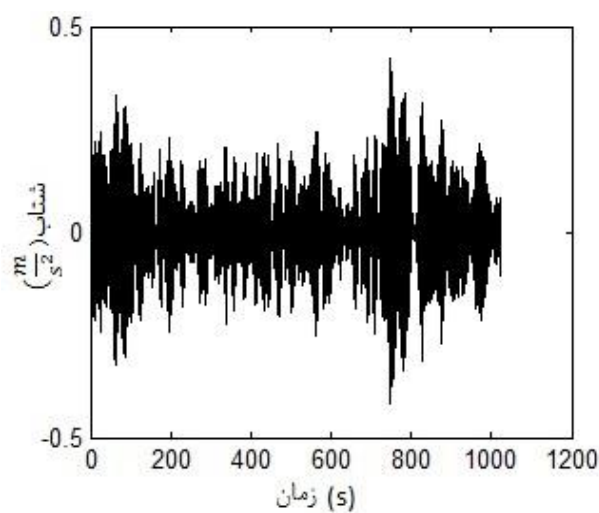
شکل (۸): توابع مد ذاتی حاصله از سیگنال ارتعاشی خرابی ساچمه - بدون بار



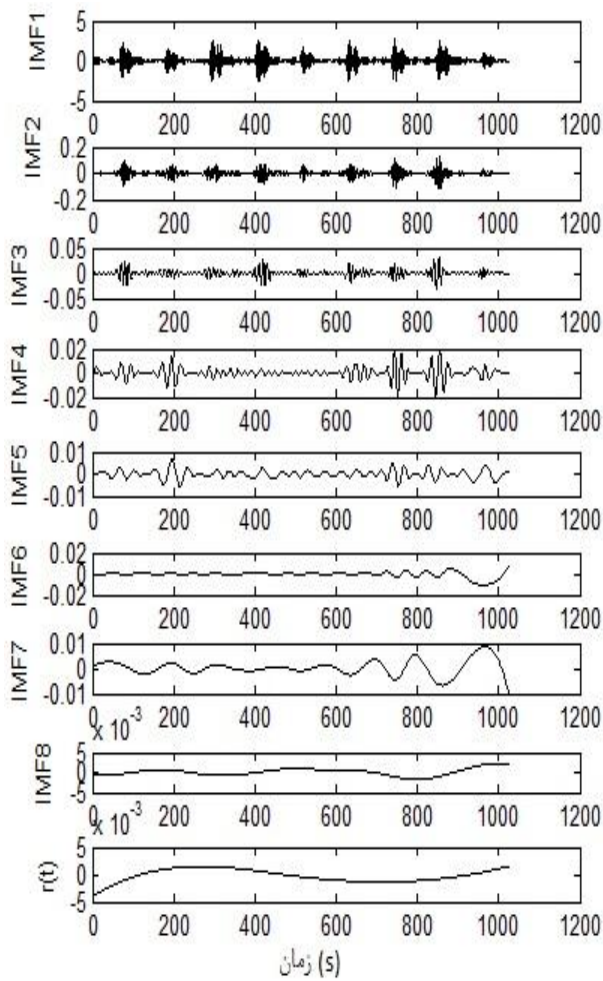
شکل (۶): توابع مد ذاتی به دست آمده از سیگنال ارتعاشی سالم - بدون بار



شکل (۹): سیگنال ارتعاشی خراب بودن حلقه داخلی - بدون بار



شکل (۷): سیگنال ارتعاشی در حالت خراب بودن ساچمه - بدون بار

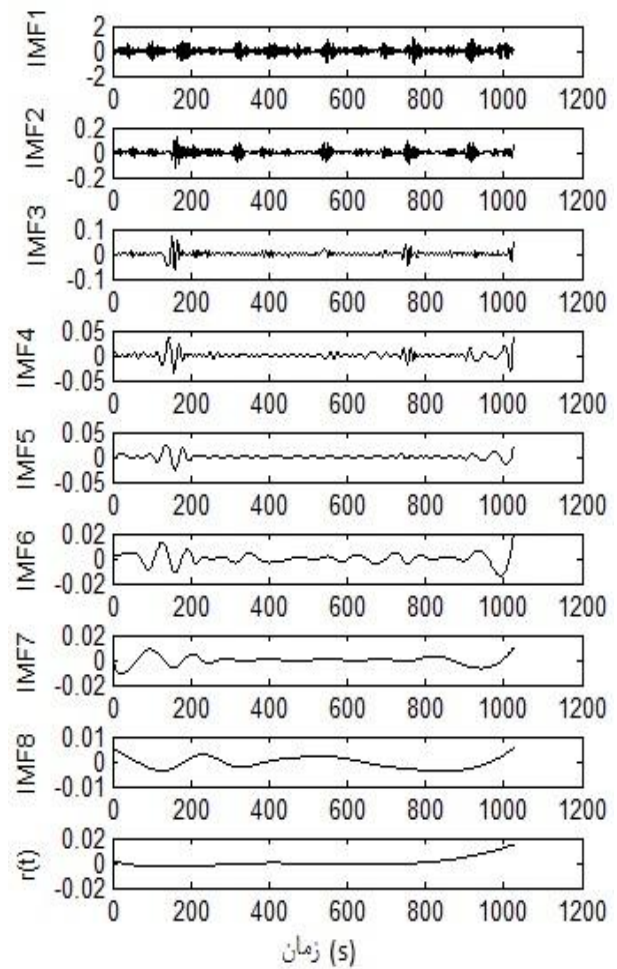


شکل (۱۲): توابع مد ذاتی حاصله از سیگنال ارتعاشی خرابی حلقه خارجی - بدون بار

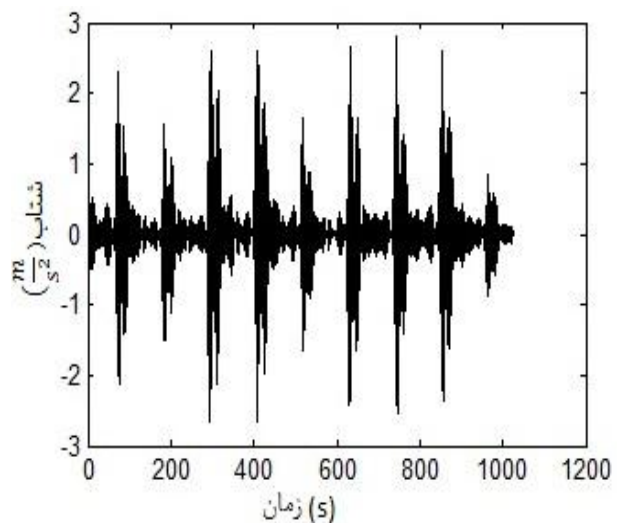
۵- طبقه بندی داده ها با انفیس

در آنالیز سیگنال‌های ارتعاشی مجموعه‌ای از داده‌ها در حالت‌های معلوم و مختلف (از نظر نوع و میزان عیوب) از نمونه آزمایشی استخراج می‌شود. سپس با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی می‌توان این داده‌ها را به طبقه‌هایی مشخص تقسیم کرد.

در مراحل بعد که نوع عیوب نامعلوم بوده و یا میزان آنها نامشخص باشد داده‌هایی که استخراج می‌شوند باید با داده‌هایی که از نمونه‌ی آزمایشگاهی استخراج شده است، مقایسه شوند. مناسب‌ترین روش برای این موضوع، مقایسه طبقه‌بندی عیوب نامعلوم با طبقه‌های عیوب معلوم و مشخص است. برای این هدف باید از روش‌های هوشمند استفاده کرد تا



شکل (۱۰): توابع مد ذاتی حاصله از سیگنال ارتعاشی خرابی حلقه داخلی - بدون بار



شکل (۱۱): سیگنال ارتعاشی خراب بودن حلقه خارجی - بدون بار

مقدار خطای شبکه فازی با جذر میانگین مربعات خطا^۴ مشخص شده که رابطه (۹) نحوه محاسبه میانگین مربعات خطا را نشان می‌دهد [۱۶].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (9)$$

a و b به ترتیب خروجی‌های واقعی و هدف برای i امین نتیجه طبقه بندی داده‌های آزمایشی انفیس می‌باشند.

۶- طراحی شبکه فازی-عصبی

شبکه انفیس یک مدل استنتاج فازی، در چهارچوب شبکه‌های فازی چند لایه است که توسط یانگ توسعه یافت.

ساختار شبکه‌های فازی در دو حالت ممدانی^۵ و سوگونو^۶ ایجاد می‌شود. اگر قوانین شرطی سازنده شبکه فازی در مقدم و تالی به صورت جملات فازی بیان شده باشند، شبکه فازی ممدانی ایجاد می‌شود. اگر جملات قوانین شرطی در مقدم، بیان فازی و در تالی به صورت تابعی از ورودی‌ها یا تابعی ثابت باشد، شبکه فازی سوگونو تشکیل می‌شود. در صورتی که تالی‌های شبکه سوگونو، تابع ثابت باشند، سوگونوی درجه صفر و اگر تالی به صورت تابعی درجه n از ورودی‌ها باشد شبکه سوگونو را درجه n می‌نامیم. انفیس نوعی از شبکه‌های فازی سوگونو است که ساختارهای سوگونوی درجه صفر و درجه یک را پشتیبانی می‌کند. در شکل ۱۴ ساختار شبکه انفیس آورده شده است. این شبکه با دو قانون و دو ورودی x, y و یک خروجی f دارای ساختار ۵ لایه است.

ساختار شبکه فازی-عصبی طراحی شده مطابق شکل ۱۶ از پنج لایه به شرح زیر تشکیل شده است [۱۵].

۶-۱- لایه اول، گره‌های ورودی

در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت مشخص شد (روابط ۱۰ و ۱۱).

$$i = Q_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (10)$$

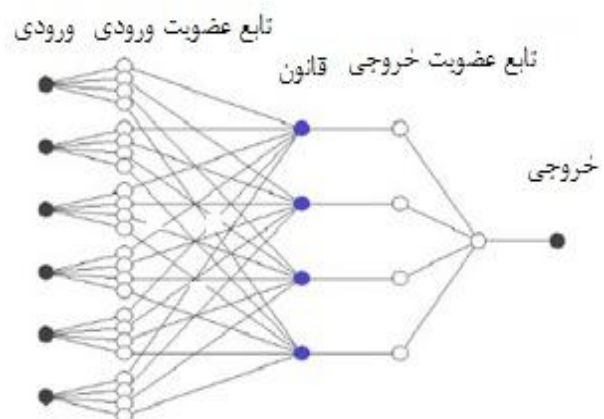
$$i = Q_i^1 = \mu_{A_{i-z}}(x) \quad (11)$$

بتوان در نهایت نوع عیوب یا درصد عیوب مختلف را به دست آورد.

سامانه‌های هوشمند در شرایط وجود عدم قطعیت و نادقیق عملکرد قابل قبولی دارند. با توجه به خاصیت‌های اصلی شبکه‌های عصبی، یعنی تخمین قدرتمند توابع غیرخطی و قابلیت یادگیری تطبیقی و نیز خاصیت اصلی سامانه‌های فازی، یعنی استفاده از دانش خبره در به دست آوردن رابطه‌ی بین ورودی و خروجی، در این تحقیق از شبکه‌ی هوشمند فازی-عصبی برای طبقه بندی عیوب استفاده شده است.

شبکه انفیس به کار رفته در این تحقیق به روش کد نویسی، در برنامه متلب ایجاد شده و از نوع فازی سوگونو درجه صفر است. در این شبکه ایجاد قوانین از روش خوشه بندی فازی^۱ توسط تابع «سازنده سیستم استنتاج فازی ۳»^۲ انجام شده و با کمک از تابع انفیس^۳ شبکه‌ای با ۴ مجموعه فازی ایجاد شده است. تعداد مجموعه‌ها، قوانین شبکه را مشخص می‌کند پس در این انفیس ۴ قانون وجود دارد.

توابع عضویت فازی از نوع گوسین می‌باشند. ساختار این شبکه که از شبکه‌های سوگونو است و برای تشخیص عیوب بلبرینگ طراحی شده است، در شکل ۱۳ ملاحظه می‌شود. آموزش شبکه باعث تغییر پارامترهای تشکیل دهنده توابع عضویت و در نهایت تغییر شکل این توابع می‌شود.



شکل (۱۳) مدل انفیس پیشنهادی برای عیب‌یابی بلبرینگ

4 - Root mean square error (RMSE)

5- Mamdani

6 - Sugeno

1- Fuzzy C-means clustering

2 -Generate fuzzy inference system (genfis3)

3-ANFIS

مجموعه $S_2 = \{p_i, q_i, r_i\}$ عوامل متعاقب^۱ نامیده می‌شوند.

۶-۵- لایه پنجم، گره‌های خروجی

در این لایه مقدار خروجی نهایی هر گره به صورت رابطه (۱۶) محاسبه شد (تعداد برابر تعداد خروجی هاست).

$$Q_i^5 = \sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i \quad (16)$$

انتخاب تابع عضویت براساس آزمایش انواع مختلف توابع عضویت صورت می‌گیرد. به این معنی که توابع عضویت، هر کدام جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرند و مدل انفیس برای هر کدام از توابع عضویت به صورت جداگانه آموزش می‌بیند. در پایان میزان خطای مدل‌های حاصل با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کمترین میزان خطا را در کمترین زمان آموزش حاصل کند، به عنوان تابع عضویت برگزیده خواهد شد [۱۶].

روش آموزش اصلی شبکه‌های فازی - عصبی روش هیبرید^۲ می‌باشد که ترکیبی از روش پس انتشار خطا و کمترین مربعات خطا می‌باشد آموزش این سیستم‌ها به این مفهوم است که با استفاده از داده‌های آموزشی پارامترهای غیرخطی مربوط به توابع عضویت فازی در لایه اول و پارامترهای خطی لایه چهارم طوری تعیین شوند که به ازای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب حاصل شود [۱۷].

شبکه‌های فازی- عصبی کارایی خود را در ایجاد سیستم‌های عیب‌یابی هوشمند با استفاده از پایش ارتعاشات ثابت کرده‌اند. لذا از شبکه‌های فازی عصبی به منظور ارایه یک الگوریتم جدید برای عیب‌یابی بلبرینگ استفاده شد. در این تحقیق با استفاده از روش تجزیه تجربی مد، سیگنال اولیه در هریک از حالت‌های سالم و معیوب به ۱۱۸ قسمت تقسیم شده است و توابع مد ذاتی هر یک از ۱۱۸ سیگنال به‌دست آمده است. ویژگی‌های مورد نظر از اولین تابع مد ذاتی استخراج گردیده و به عنوان بردار ورودی به انفیس به‌کار برده شد. تعداد کل داده‌ها ۴۷۲ عدد می‌باشد. سیگنال‌های ارتعاشی پردازش شده مطابق جدول ۳ به دو بخش تقسیم گردیدند، ۵۰٪ داده‌ها به منظور آموزش و ۱۰۰٪ داده‌ها به منظور تست مورد استفاده قرار گرفت. از مجموعه داده‌های

عوامل هر گره تعیین کننده شکل تابع عضویت فازی آن گره است. تابع عضویت مجموعه‌های فازی توسط رابطه (۱۲) بیان شد.

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^{2b_i}} \quad (12)$$

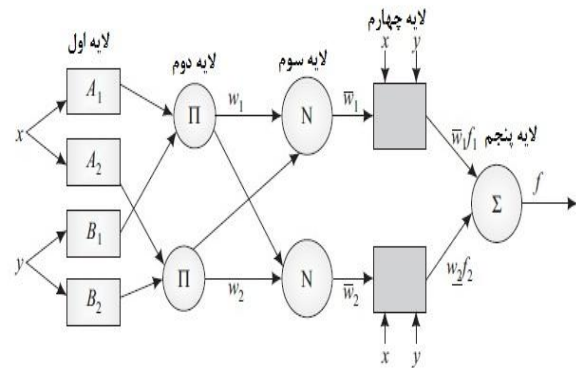
که در این رابطه X مقدار ورودی به گره i بوده و مجموعه $S_1 = \{a_i, b_i, c_i\}$ عوامل تطبیقی نامیده می‌شود.

۶-۲- لایه دوم، گره‌های قاعدی

در این لایه هر گره درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌نماید (رابطه ۱۳).

$$Q_i^2 = W_i = \mu_{A_i}(X) \times \mu_{B_i}(Y) \quad i=1,2 \quad (13)$$

که در این رابطه $\mu_{A_i}(X)$ درجه عضویت X در مجموعه A_i و $\mu_{B_i}(Y)$ درجه عضویت Y در مجموعه B_i است.



شکل (۱۴): ساختار شبکه انفیس طراحی شده

۶-۳- لایه سوم، گره‌های متوسط

در این لایه i امین گره، نسبت درجه فعالیت قانون i ام را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت رابطه (۱۴) بهینه می‌شود.

$$i = Q_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (14)$$

که در این رابطه \bar{w}_i درجه فعالیت بهینه شده قانون i ام است.

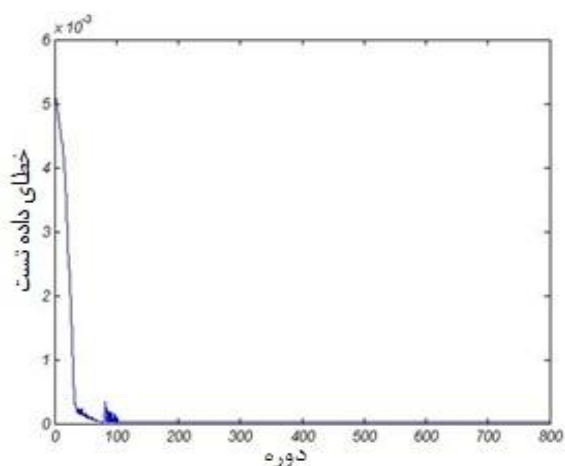
۶-۴- لایه چهارم، گره‌های نتیجه

در این لایه خروجی هر گره به صورت رابطه (۱۵) به‌دست آمده است.

$$i = Q_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}(p_i + q_i + r_i) \quad (15)$$

1- Pursuant Parameters

2- Hybrid



شکل (۱۶): خطای شبکه در مقایسه با داده‌های هدف

جدول (۴): نتایج طبقه‌بندی بدون بار (۱۷۹۷ دور بر دقیقه)

خرابی- حلقه خارجی	خرابی- حلقه داخلی	خرابی ساچمه	سالم	خروجی/مطلوب
۰	۰	۰	۱۱۸	سالم
۰	۰	۱۱۸	۰	خرابی ساچمه
۰	۱۱۸	۰	۰	خرابی حلقه- داخلی
۱۱۸	۰	۰	۰	خرابی حلقه- خارجی

جدول (۵): نتایج طبقه تحت بار ۱ اسب بخار (۱۷۷۲ دور بر دقیقه)

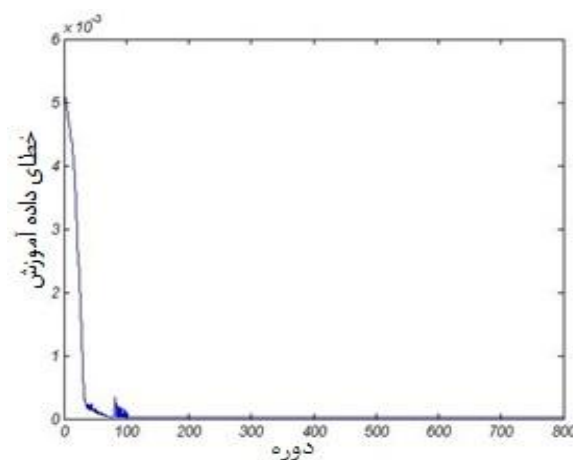
خرابی- حلقه خارجی	خرابی- حلقه داخلی	خرابی ساچمه	سالم	خروجی/مطلوب
۰	۰	۰	۱۱۸	سالم
۰	۰	۱۱۸	۰	خرابی ساچمه
۰	۱۱۸	۰	۰	خرابی حلقه- داخلی
۱۱۸	۰	۰	۰	خرابی حلقه- خارجی

آموزشی برای یادگیری مدل انفیس و از داده‌های آزمایشی برای بررسی دقت و اثر بخش بودن مدل انفیس در طبقه بندی دسته عیوب بلبرینگ استفاده گردید. مدل انفیس از شش بردار ورودی شامل ۳۲۰ داده آموزشی، ۱۰۰۰ دوره آموزش و مقدار اولیه ۰/۰۱ به عنوان اندازه گام برای سازگاری پارامترها تشکیل شد. در نهایت یک شبکه با بازدهی ۱۰۰ درصد حاصل شد. طراحی سیستم طبقه بندی انفیس به صورت کد نویسی در بسته نرم افزاری متلب انجام گردید. خطای شبکه در مراحل آموزش مطابق شکل ۱۵ و خطای انفیس در مقایسه با داده‌های هدف مطابق شکل ۱۶ به دست آمد.

جدول ۴ نتایج طبقه‌بندی انفیس برای حالت‌های بدون بار در ۱۷۹۷ دور در دقیقه، جدول ۵ نتایج طبقه‌بندی انفیس برای حالت‌های تحت بار ۱ اسب بخار در ۱۷۷۲ دور در دقیقه، جدول ۶ نتایج طبقه بندی انفیس برای حالت‌های تحت بار ۲ اسب بخار در ۱۷۵۰ دور در دقیقه را نشان می‌دهد. جدول ۷ نتایج طبقه بندی انفیس برای حالت‌های تحت بار ۳ اسب بخار در ۱۷۳۰ دور در دقیقه را نشان می‌دهد.

جدول (۳): نحوه تقسیم بندی داده های آموزش و آزمون

دوره موتور بر دقیقه	۱۷۹۷	۱۷۷۲	۱۷۵۰	۱۷۳۰
بار (اسب بخار)	۰	۱	۲	۳
داده های آموزش	۲۳۶	۲۳۶	۲۳۶	۲۳۶
داده های تست	۴۷۲	۴۷۲	۴۷۲	۴۷۲

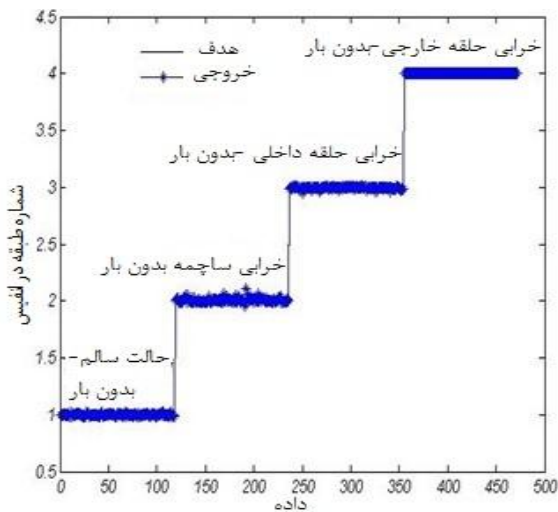


شکل (۱۵): خطای شبکه در مراحل آموزش

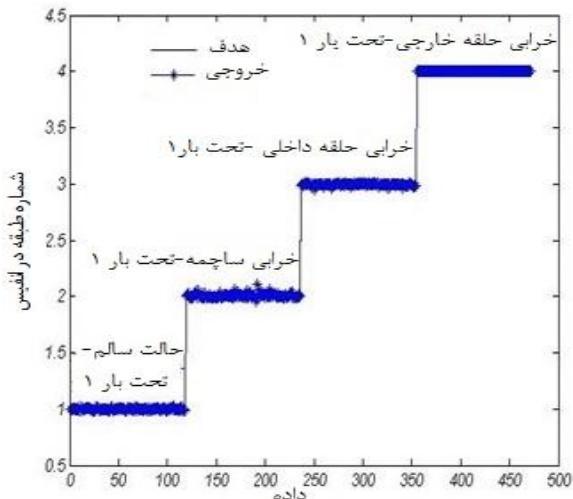
جدول (۶): نتایج طبقه بندی تحت بار ۲ اسب بخار

(بخار ۱۷۵۰ دور بر دقیقه)

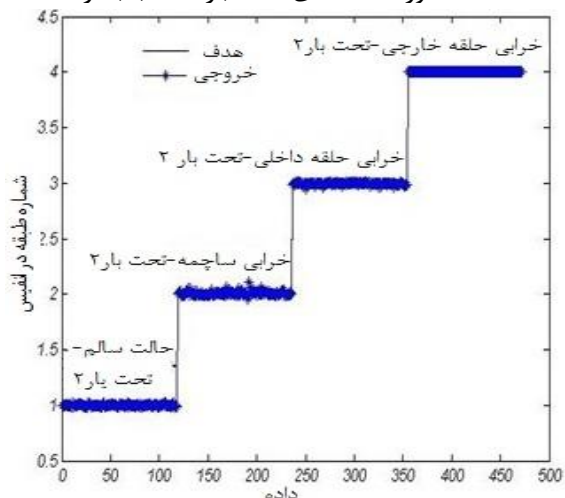
خرابی/مطلوب	سالم	خرابی ساچمه	خرابی حلقه داخلی	خرابی حلقه خارجی
سالم	۱۱۸	۰	۰	۰
خرابی ساچمه	۰	۱۱۸	۰	۰
خرابی حلقه داخلی	۰	۰	۱۱۸	۰
خرابی حلقه خارجی	۰	۰	۰	۱۱۸



شکل (۱۷): خروجی انفیس بعد از آموزش برای دادهای تست (۱۷۹۷ دور - حالت های بدون بار)



شکل (۱۸): خروجی انفیس بعد از آموزش برای دادهای تست ۱۷۷۲ دور - حالت های تحت بار ۱ اسب بخار



شکل (۱۹): خروجی انفیس بعد از آموزش برای دادهای تست ۱۷۵۰ دور - حالت های تحت بار ۲ اسب بخار

جدول (۷): نتایج طبقه بندی تحت بار ۳ اسب بخار

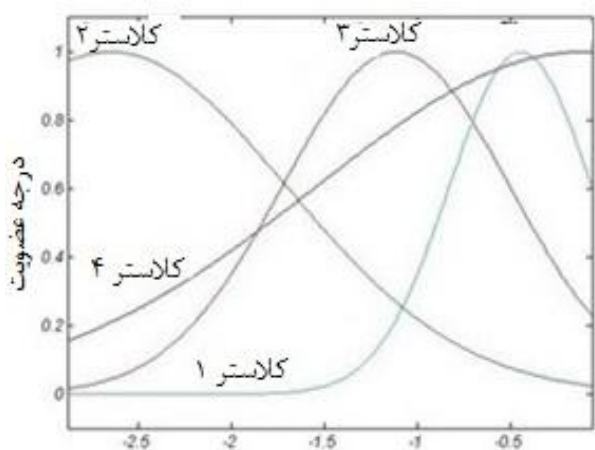
(۱۷۳۰ دور بر دقیقه)

خرابی/مطلوب	سالم	خرابی ساچمه	خرابی حلقه داخلی	خرابی حلقه خارجی
سالم	۱۱۸	۰	۰	۰
خرابی ساچمه	۰	۱۱۸	۰	۰
خرابی حلقه داخلی	۰	۰	۱۱۸	۰
خرابی حلقه خارجی	۰	۰	۰	۱۱۸

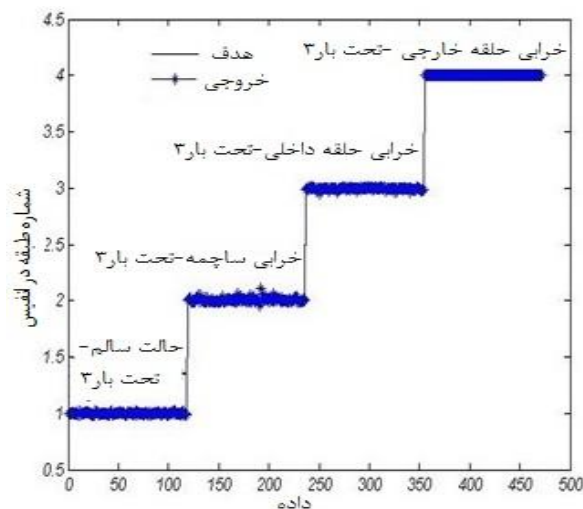
شکل های ۱۷، ۱۸، ۱۹ و ۲۰ به ترتیب خروجی های انفیس بعد از آموزش برای داده های تست در دوره های مختلف را نشان می دهند. شکل ۲۱ و ۲۲ به ترتیب همبستگی بین داده های خروجی از شبکه انفیس با داده های هدف، برای داده های آموزش و داده های تست را نشان می دهد.

همبستگی بین داده های خروجی از شبکه انفیس، با داده های هدف، برای داده های آموزش ۰/۹۹۹۲۵ مطابق شکل ۲۱ و برای داده های تست ۰/۹۹۹۲۱ مطابق شکل ۲۲ به دست آمد.

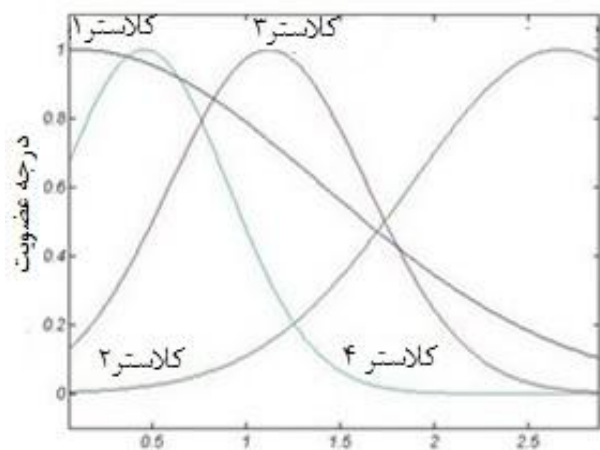
شکل ۲۳ توابع عضویت گوسی استفاده شده قبل از آموزش را نشان می دهد. شکل ۲۴ توابع عضویت گوسی استفاده شده بعد از آموزش را نشان می دهد.



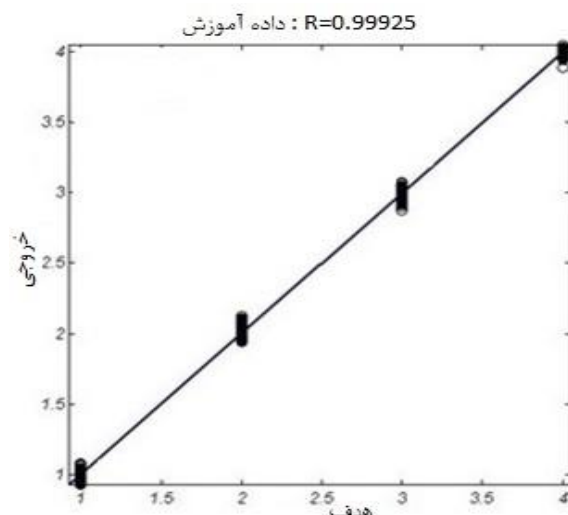
شکل (۲۳): توابع عضویت گوسی قبل از آموزش



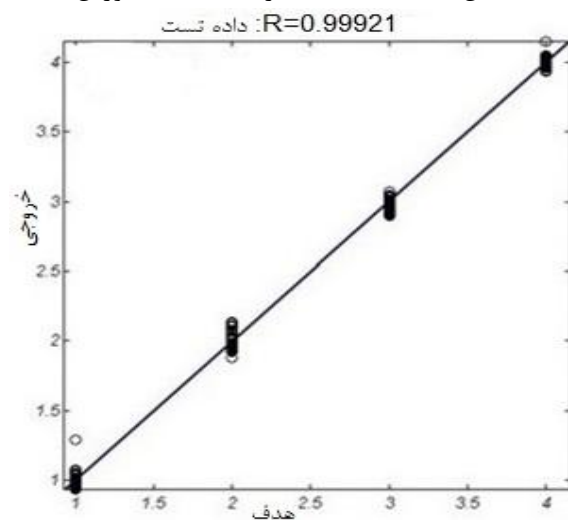
شکل (۲۰): خروجی انفیس بعد از آموزش برای داده‌های تست (۱۷۳۰ دور - حالت‌های تحت بار ۳ اسب بخار)



شکل (۲۴): توابع عضویت گوسی بعد از آموزش



شکل (۲۱): همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه انفیس با داده‌های هدف، برای داده‌های آموزش



شکل (۲۲): همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه انفیس با داده‌های هدف، برای داده‌های تست

۷- تحلیل نتایج شبکه فازی - عصبی

نتایج مربوط به شبکه انفیس جهت طبقه‌بندی عیوب بلبرینگ نشان داد که خطا در تشخیص عیب وجود نداشته و شبکه قادر به تشخیص ۱۰۰٪ حالت‌های مختلف می‌باشد.

بنابراین به سادگی و با دقت ۱۰۰٪ می‌توان عیوب ایجاد شده در بلبرینگ را به کمک سیگنال‌های ارتعاشی تشخیص داد.

نتایج حاصل از خروجی شبکه با استفاده از داده‌های آموزشی و مقایسه خروجی واقعی و خروجی شبکه نشان می‌دهد که شبکه عصبی- فازی (انفیس) دارای میانگین بازدهی ۱۰۰٪ در تشخیص درست عیوب بلبرینگ می‌باشد.

- Communications & Signal Processing, Singapore, 2007.
5. Huang, N.E. and Wu, Z.H. "A review on Hilbert-Huang Transform: Method and its Application to Geophysical Studies", *Rev. Geophys*, Vol. 46, No. 2, pp. 1-23, 2008.
 6. Wu, C.H. and Yao, A.F. "Laboratory Measurements of Limiting Freak Waves on Currents", *Journal of Geophysical Research*, Vol. 109, No. 12, PP. 1-18, 2004.
 7. Lundquist, J.K. "Intermittent and Elliptical Inertial Oscillations in the Atmospheric Boundary Layer", *Journal of the Atmospheric Sciences*, Vol. 60, No. 21, pp. 2661-2673, 2003.
 8. Lin, S., Yang, J. and Zhou, L. "Damage Identification of a Benchmark Building for Structural Health Monitoring", *Smart Materials and Structures*, Vol. 14, No. 2, pp. 162-169, 2005.
 9. Jaouher, B.A., Fnaiech, N., Saidi, L., Chebel-Morello, B. and Fnaiech, F. "Application of Empirical Decomposition Bearing Fault Diagnosis Based on Vibration", *Syst. Signal Process*. Vol. 89, No. 1, pp. 16-72, 2015.
 10. Mazrooei, M. "EMD a New Approach to Gear box Fault Diagnosis", 4th Conference on Condition Monitoring and Diagnosis pp. 928-938, Sharif University, Tehran, 1388. (In Persian)
 11. Norouzi Keshtan, M. and Nouri Khajavi, M. "Bearings Fault Diagnosis Using Vibrational Signal Analysis by EMD Method", *Research in Nondestructive Evaluation*. Vol. 27, No. 3, pp. 155-174, 2016.
 12. Lei, Y., Lin, J., He, Z. and Zuo, MJ. "A Review on Empirical Mode Decomposition in Fault Diagnosis of Rotating Machinery", *Mech Syst Signal Process*, Vol. 35, No. 1, pp. 108-26, 2013.
 13. Arnaud, I.Z. "The Hilbert-Huang Transform for Damage Detection in Plate Structures", *MSC Thesis, Maryland University*, 2006.
 14. Loparo, K.A. "Bearing Vibration Data set, Case Western Reserve University"; <https://csegroups.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>, 2003.
 15. Hunt, K.J., Haas, R. and Murray, S. "Extending The Function Equivalent of Radial Basis Function Networks and Fuzzy Inference Systems", *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol. 7, No. 3, pp. 776-781, 1996.

۸- نتیجه گیری

هدف از این پژوهش پایش وضعیت و عیب‌یابی بلبرینگ با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (انفیس) می‌باشد.

ابتدا سیگنال‌های ارتعاشی مربوط به حالت‌های سالم و معیوب استخراج گردید. با انجام آنالیز روش تجزیه تجربی مد بر روی سیگنال‌ها و استخراج ویژگی‌های مورد نظر از توابع مد ذاتی اول انجام شد. بردار ورودی مناسب برای شبکه عصبی-فازی انتخاب و داده‌های مورد نظر به انفیس طراحی شد.

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که حساسیت طبقه بندی انفیس طراحی شده برای شرایط سالم، خرابی ساچمه، خرابی حلقه داخلی و خرابی حلقه خارجی ۱۰۰٪ و همچنین دقت طبقه‌بندی کلی انفیس برابر ۱۰۰٪ می‌باشد. علاوه بر آن همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه انفیس، با داده‌های هدف، برای داده‌های آموزش ۰/۹۹۹۲۵ و برای داده‌های تست ۰/۹۹۹۲۱ به دست آمد.

روش تجزیه تجربی مد، روش کاملی در زمینه عیب‌یابی می‌باشد. نتایج این پژوهش می‌تواند در تشخیص به موقع عیوب در بلبرینگ‌ها و قطعات دوار مانند محورها و چرخ‌دندها نیز کاربرد زیادی داشته باشد. در این روش تعداد توابع مد ذاتی به وجود آمده و انتخاب تابع مد ذاتی مناسب با توجه به نوع عیب بسیار مهم می‌باشد.

۹- مراجع

1. Huang, N.E., Sheng, Z., Long, S.R., Wu, M.C., Shih, H.H., Zheng, Q., Yen, N., Tung, C.C. and Iiu, H.H. "The Empirical Mode Decomposition and The Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis", *Proceedings of The Royal Society*, Vol. 454, No. 1971, pp. 903-995, 1998.
2. Srinivasan, R., Rengaswamy, R. and Miller, R. "A modified Empirical Mode Decomposition (EMD) Process for Oscillation Characterization In Control Loops", *control Eng. Pract.* Vol. 15, No. 9, pp. 1135-1148, 2007.
3. Sonia, C.V., Ramon, G.C. and Georgina, C.L. "Crackle Sounds Analysis by Empirical Mode Decomposition", *IEEE Eng. Biol. Mag.* Vol. 26, No. 1, pp. 40-47, 2007.
4. Ambikairajah, E. "Emerging Features for Speaker Recognition", 6th Int. Conf.

16. Dogan, E. "Reference Evapotranspiration Estimation Using Adaptive Neuro-fuzzy Inference System", Journal of Irrigation and Drainage vol. 58, No. 3, pp. 617-628,2008.
17. R.Jang, J.S. and Sun, C.T. "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", Proceedings of IEEE, Vol. 83, No 3, pp. 378-406, 1995.