



## تشخیص و دسته‌بندی عیوب یاتاقان‌های شیار عمیق ساچمه‌ای با استفاده از تبدیل موجک و سیستم عصبی - فازی تطبیقی

یاسمن واقعی<sup>1</sup>، انوشیروان فرشیدیان‌فر<sup>2\*</sup>

1- دانشجوی دکتری، مهندسی مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد

2- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد

\* مشهد، صندوق پستی 91775-1111، farshid@um.ac.ir

### اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل  
دریافت: 15 تیر 1394  
پذیرش: 18 شهریور 1394  
ارائه در سایت: 06 آبان 1394

کلید واژگان:

عیب‌یابی

سیگنال ارتعاشی

تبدیل موجک

سیستم عصبی - فازی تطبیقی

### چکیده

امروزه، تشخیص دقیق و سریع عیب، یکی از مسائل اساسی در صنعت است. تاکنون، الگوریتم‌های پیشرفته بسیاری بدین منظور به کار گرفته شده‌اند که بیشتر دارای پیچیدگی بسیاری بوده و یا نتایج مطلوبی را در پی نداشتند. پژوهش حاضر، روشی نوین جهت تشخیص عیب یاتاقان‌های موتورهای الکتریکی صنعتی و دسته‌بندی آن‌ها براساس قطر عیب و محل آن ارائه می‌کند. در بخش ابتدایی، سیگنال ارتعاشی مرتبط با عیوب مختلف به صورت آزمایشگاهی برای دو یاتاقان ساچمه‌ای شیار عمیق استاندارد متصل به سمت شفت گردنده و سمت محرک در حالت‌های معیوب و سالم استفاده شده و سپس، در بخش دوم، به دلیل وجود نویز بالا در سیستم، از تبدیل موجک ساده تک‌بعدی میر جهت تحلیل سیگنال در حوزه فرکانس و زمان استفاده شده و در نتیجه ضرایب حاصل از تبدیل موجک منحصر به هر سیگنال استخراج گردیده است. در قدم بعدی، این ضرایب به بخش سوم، که یک سیستم عصبی - فازی تطبیقی است، جهت دسته‌بندی نوع عیب، داده شده و تفکیک‌پذیری براساس میزان عیب موجود در شیار و یا ساچمه انجام گرفته است. در این بخش، قابلیت‌های اصلی سیستم فازی و شبکه عصبی، یعنی مقابله با عدم قطعیت و انعطاف‌پذیری، به منظور افزایش میزان دقت و مقابله با نویز در امر عیب‌یابی ترکیب شده است. بخش چهارم این پژوهش نیز به بررسی عملکرد سیستم با تحلیل سیگنال‌های جدید آزمایشگاهی و در نهایت مقایسه این نتایج با کارهای پیشین اختصاص یافته است. نتایج حاصل، حاکی از دقت بالا و قابلیت تفکیک و دسته‌بندی بهتر روش ارائه شده است.

## Fault diagnosis and classification of deep groove ball bearings using wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy system

Yasaman Vaghei, Anooshiravan Farshidianfar \*

- Department of Mechanical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

\* P.O.B 91775-1111, Mashhad, Iran, farshid@um.ac.ir

### ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper  
Received 06 July 2015  
Accepted 09 September 2015  
Available Online 28 October 2015

#### Keywords:

Fault Diagnosis  
Vibration Signal  
Wavelet Transform  
Adaptive Neuro-Fuzzy System

### ABSTRACT

Today, fast and accurate fault detection is one of the major concerns in industry. Although many advanced algorithms have been implemented in the past decade for this purpose, they were very complicated or did not provide the desired results. Hence, in this paper, we have proposed an emerging method for deep groove ball bearing fault diagnosis and classification. In the first step, the vibration test signals, related to the normal and faulty bearings have been used for both the drive-end and fan-end bearings of an electrical motor. After that, one dimensional Meyer wavelet transform has been employed for signal processing in the frequency domain. Hence, the unique coefficients for each kind of fault were extracted and directed to the adaptive neuro-fuzzy system for fault classification. The intelligent adaptive neuro-fuzzy system was adopted to enhance the fault classification performance due to its flexibility and ability in dealing with uncertainty and robustness to noise. This system classifies the input data to the faults in the race or the balls of each of the fan-end and the drive-end bearings with specific fault diameters. In the final part of this study, the new experimental signals were processed in order to verify the results of the proposed method. The results reveal that this method has more accuracy and better classification performance in comparison with other methods proposed in the literature.

### 1- مقدمه

تخریب موتورهای صنعتی بر اثر عیب موجود در یاتاقان‌هاست؛ بنابراین، تشخیص و برطرف کردن عیب این اجزا در مراحل ابتدایی از اهمیت بالایی برخوردار است. سیگنال‌های ارتعاشی ثبت‌شده از این یاتاقان‌ها اطلاعات خوبی در مورد سلامت آن‌ها به ما می‌دهند، می‌توان مشخصات عملکرد یاتاقان‌ها را از طریق روش‌های تحلیل این سیگنال‌ها به دست آورد.

یاتاقان‌هایی که دارای المان غلتنده هستند، به‌طور معمول در ماشین‌های دوار مورد استفاده قرار می‌گیرند. عیوب پدید آمده در این یاتاقان‌ها ممکن است سبب ایجاد خسارات شدید و جبران‌ناپذیری گشته و نیز نیازمند هزینه بالایی برای تعمیر و بازسازی باشند، همچنین تحقیقات اخیر نشان‌گر درصد بالایی

Please cite this article using:

Y. Vaghei, A. Farshidianfar, Fault diagnosis and classification of deep groove ball bearings using wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy system, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No. 11, pp. 233-241, 2015 (In Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

استاندارد موتورهای الکتریکی صنعتی است که ویژگی‌های بارز روش مذکور که آن را بر تحقیقات پیشین برتر می‌سازد، بدین شرح است: 1- تبدیل موجک میر<sup>6</sup> روشی موثر در تحلیل سیگنال ارتعاشی در حوزه فرکانس و زمان است. 2- استفاده از ترکیب منطق فازی و شبکه‌های عصبی سبب افزایش دقت دسته‌بندی براساس عیب موجود در شیار یا ساچمه می‌گردد. 3- استفاده از این روش برای سیگنال‌های با نویز بالا مناسب است. این ویژگی در مواردی که نیاز به دقت بالاست، بسیار اهمیت پیدا می‌کند.

بدین ترتیب، مقاله حاضر بدین‌صورت ساختار می‌یابد: قسمت 2 به ارائه ساختار و شرایط آزمایشگاهی و ویژگی‌های یاتاقان‌های مورد استفاده پرداخته شده است. سپس، در قسمت 3، سیگنال‌های ارتعاشی دریافتی و نحوه تبدیل موجک بیان شده و در قسمت 4 به بررسی ساختار سیستم تطبیقی عصبی-فازی پرداخته شده است. در قدم بعد، بحث و بررسی نتایج در قسمت 5 توسط سیگنال‌های آزمایشگاهی جدید آزموده شده و نتایج در قسمت 6 ارائه شده است.

## 2- بررسی شرایط آزمایشگاهی

تشخیص میزان قطر عیب و نیز دسته‌بندی عیوب براساس مکان وجود آن‌ها (در شیار یاتاقان یا ساچمه‌های آن) و قطر عیب هدف اصلی این پژوهش است. عیوب به‌وجود آمده در یاتاقان‌ها ممکن است در اثر عوامل مختلفی مانند خوردگی، ترک، خستگی، تغییر شکل ناشی از اثرات دمایی و غیره پدید آیند. این عیوب سبب تغییر سیگنال ارتعاشی متسع شده از یاتاقان مورد نظر می‌گردند.

نمونه‌های آزمایشگاهی شامل یاتاقان‌هایی با مشخصات داده شده در جدول 1 بودند که دستخوش عیوب مختلف در قسمت ساچمه و شیار یاتاقان قرار گرفته بودند (شکل 1).

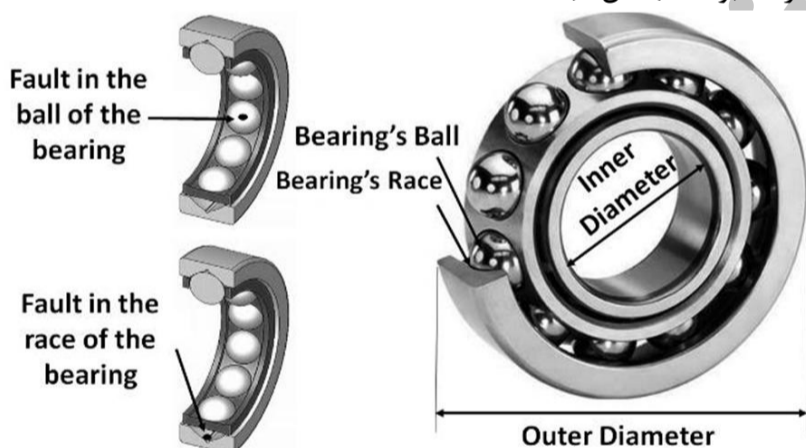


Fig. 1 Schematic view of the bearings and the related faults  
شکل 1 شمای کلی یاتاقان‌های مورد استفاده و عیوب مربوطه

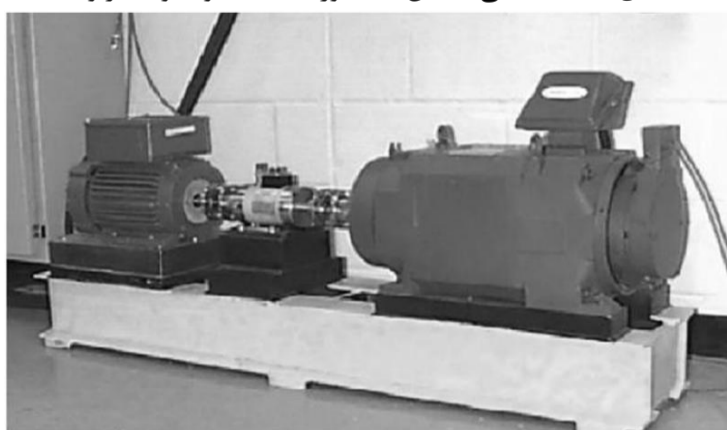


Fig. 2 The experimental test setup  
شکل 2 مجموعه دستگاه آزمایشگاهی [8]

همان‌گونه که در شکل 2 نشان داده شده است، مجموعه دستگاه آزمایشگاهی

در علوم مهندسی، تحلیل سیگنال عمدتاً شامل نمود تصویری ساختار سیگنال، فشرده‌سازی، و تجزیه آن است. روش‌های تحلیل در حوزه زمان، فرکانس، و فرکانس-زمان جهت بررسی سیگنال‌های ارتعاشی و آکوستیکی مورد استفاده قرار می‌گیرند [1]. در تحلیل سیگنال ارتعاشی یاتاقان‌های دارای المان غلتنده، اثر مدولاسیون سیگنال و نویز، دو مانع اصلی در تشخیص عیب در مراحل اولیه است که رندال جهت برطرف کردن مانع مدولاسیون، تبدیل هیلبرت<sup>1</sup> برپایه تبدیل فوریه سریع<sup>2</sup> را ارائه نمود [2]، اما این روش برای سیگنال‌های دارای نویز زیاد، عملکرد مطلوبی از خود نشان نمی‌دهد. به‌علاوه، در تبدیلات فوریه سریع، طول پنجره<sup>3</sup> در طول تحلیل ثابت می‌ماند که سبب تفکیک‌پذیری ثابت زمان-فرکانس می‌شود.

جهت افزایش نسبت سیگنال به نویز ابتدا باید روشی جهت توصیف سیگنال برای تشخیص خواص گذرا و نویز یافت که به‌طور معمول از روش فرکانس-زمان استفاده می‌شود که توسط آن می‌توان سیگنال را در فضای زمان-فرکانس نشان داد. درحقیقت، تبدیل موجک<sup>4</sup> به دلیل مرتبط بودن مقیاس آن با فرکانس، یکی از روش‌های توصیف زمان-فرکانس است [3]. استفاده از تبدیل موجک در دهه‌های اخیر بسیار پرطرفدار بوده است. ویژگی‌های تبدیلات موجک همانند آزادی عمل در انتخاب موجک مادر و نیز وجود نرم‌افزارهای مرتبط، سبب افزایش دامنه کاربردهای این تبدیلات شده است. در تبدیل موجک، با افزایش فرکانس، طول پنجره کاهش می‌یابد که منجر به تراز میان تفکیک‌پذیری در زمان و مقیاس (که مقیاس مشابه با فرکانس در نظر گرفته می‌شود) می‌شود. در مطالعات عیب‌یابی انجام گرفته، تبدیل موجک در مراحل مختلف تحلیل مورد استفاده قرار گرفته است [4-6]. سیستم‌هایی که عمل تشخیص را به‌صورت خودکار انجام می‌دهند از روش‌هایی بهره می‌برند که آن‌ها را قادر می‌سازد تا شرایط را بدون نیاز به کاربر ارزیابی نمایند. این امر توسط روش‌های هوش مصنوعی امکان‌پذیر می‌شود. ترکیب منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی سبب پدید آمدن سیستم‌های عصبی-فازی تطبیقی گردیده است. سیستم تطبیقی عصبی-فازی نوعی شبکه عصبی مصنوعی است که براساس سیستم استنتاج تاکاگی-سوگنو<sup>5</sup> عمل می‌کند. این سیستم، قابلیت‌های سیستم فازی مانند مقابله با عدم قطعیت و عدم نیاز به مدل دقیق سیستم را با قابلیت‌های بالای شبکه‌های عصبی در انعطاف‌پذیری و پیش‌بینی ترکیب می‌نماید. موتور استنتاج یک سیستم تطبیقی عصبی-فازی شامل قوانین اگر/آنگاه است که قادر به یادگیری و تقریب توابع غیرخطی است و بنابراین، اکثراً از آن به‌عنوان یک تقریب‌زننده عمومی استفاده می‌نمایند. تبدیل موجک فازی و روش‌های شبکه عصبی در تبدیلات موجک در پژوهش‌های پیشین بر روی عمل تشخیص و کلاس‌بندی عیب بررسی شده است [5]. این سیستم‌ها در سال‌های اخیر به دلیل امکان پیاده‌سازی و درک آسان، در حوزه تشخیص عیب، نوع و میزان آن، و نیز دسته‌بندی عیوب مورد توجه قرار گرفته‌اند [7].

با توجه به مطالعات انجام گرفته، ملاحظه می‌شود که تحقیقات وسیع گذشته در مورد یاتاقان‌های شیار عمیق ساچمه‌ای تاکنون سیستم تطبیقی عصبی-فازی را به همراه تبدیل موجک جهت تشخیص عیب و یا دسته‌بندی آن به‌کار نگرفته‌اند. بدین منظور، هدف اصلی این پژوهش، ارائه روشی نوین جهت تشخیص میزان قطر عیب و دسته‌بندی آن در یاتاقان‌های شیار عمیق

1- Hilbert Transform  
2- Fast Fourier Transform (FFT)  
3- Window Length  
4- Wavelet Transform  
5- Takagi-Sygeno

6- Meyer Wavelet

می‌گیرد را می‌توان در پنج مرحله خلاصه کرد.

- 1- یک موجک مادر براساس نوع سیگنال موردنظر انتخاب می‌گردد. در این پژوهش به دلیل استفاده از تحلیل سیگنال ارتعاشی از موجک میر به‌عنوان موجک مادر استفاده شده است.
- 2- موجک مادر در مرحله اول در ابتدای سیگنال ارتعاشی (در ابتدایی‌ترین نقطه در سمت چپ) قرار داده شده و میزان همبستگی این موجک و سیگنال مربوطه (طبق رابطه 2) با یکدیگر محاسبه می‌شود.
- 3- موجک مادر در جهت محور زمان (از سمت چپ به راست) روی سیگنال ارتعاشی حرکت کرده و دوباره میزان همبستگی برای موقعیت جدید سنجیده می‌شود. این عمل هنگامی که موجک مادر به انتهای سمت راست سیگنال ارتعاشی مربوطه رسد پایان می‌یابد.
- 4- مقیاس (میزان کشیدگی موجک در طول محور زمان) موجک مادر افزایش داده شده و مراحل 2 و 3 تکرار می‌شود.
- 5- مراحل 1-4 تا زمان دستیابی به ضرایب موجک ادامه می‌یابد.

با انجام مراحل یاد شده، می‌توان به ضرایب موجک برای مقیاس‌های مختلف موجک مادر دست پیدا کرد. رسم نمودار دو بعدی مقیاس بر حسب زمان و نیز نمودار سه‌بعدی مقیاس، زمان، ضرایب موجک، سبب می‌گردد تا بتوان ضرایب تبدیلی که دارای بیشترین تفاوت دامنه تغییرات بوده و از یکدیگر کاملاً مجزا را انتخاب کرد و از آن‌ها در تشخیص طول قطر عیب و محل آن استفاده شود. نمودارهایی که برای ضرایب تبدیل موجک پیوسته ترسیم می‌شود، در اصل یک نمایش از سیگنال در حوزه زمان نیز هستند، زیرا که مقدار مقیاس موجک مادر در طول زمان و در انتهای مرحله چهارم افزایش می‌یابد. بدین معنی که هرچه مقدار مقیاس بیشتر باشد، موجک مادر در هر مرحله، بازه زمانی بزرگ‌تری را پوشش می‌دهد که میزان همبستگی نیز برای همان بازه محاسبه می‌شود. البته افزایش مقیاس تا زمانی مطلوب است که اطلاعات کافی جهت استخراج ضرایب قابل تفکیک از یکدیگر موجود باشد.

در این پژوهش، از تبدیل پیوسته موجک میر جهت تحلیل سیگنال ارتعاشی استفاده شده است. این موجک بی‌نهایت مشتق‌پذیر بوده و در حوزه فرکانس توسط رابطه (3) تعریف می‌گردد [10].

$$\Psi(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sin\left(\frac{\pi}{2} u\left(\frac{3|\omega|}{4\pi} - 1\right)\right) e^{j\omega/2}, & \text{اگر } \frac{4\pi}{3} < |\omega| < \frac{8\pi}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cos\left(\frac{\pi}{2} u\left(\frac{3|\omega|}{4\pi} - 1\right)\right) e^{j\omega/2}, & \text{اگر } \frac{4\pi}{3} < |\omega| < \frac{8\pi}{3} \\ 0, & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (3)$$

که در آن با رابطه (4) داده می‌شود و تابع مقیاس میر<sup>5</sup> نیز توسط رابطه (5) به دست می‌آید.

$$u(x) = \begin{cases} 0, & \text{اگر } x < 0 \\ x, & \text{اگر } 0 < x < 1 \\ 1, & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (4)$$

$$\phi(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}}, & \text{اگر } |\omega| < \frac{2\pi}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cos\left(\frac{\pi}{2} u\left(\frac{3|\omega|}{4\pi} - 1\right)\right), & \text{اگر } \frac{2\pi}{3} < |\omega| < \frac{4\pi}{3} \\ 0, & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (5)$$

شکل 3 نمایشی از موجک میر و نیز تابع مقیاس آن در حوزه زمان است.

شامل یک موتور الکتریکی با قدرت دو اسب بخار (در سمت چپ)، یک انکدر<sup>1</sup> یا مبدل گشتاور (در مرکز) و وسایل کنترل الکترونیکی است. یاتاقان‌های موردنظر، شفت موتور را نگهداری می‌نمایند. عیوب نقطه‌ای با قطرهای 0.007، 0.014 و 0.021 اینچ در قسمت شیار و ساچمه‌های یاتاقان‌ها به‌صورت مشابه در نمونه‌های آزمایشگاهی توسط ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی<sup>2</sup> ایجاد شده است. این عمل برای هر دو سری یاتاقان‌هایی که در دوسر شفت (سمت محرک و سمت گردنده) قرار می‌گیرند انجام گرفته است. داده‌های ارتعاشی در دانشگاه کیس وسترن<sup>3</sup> توسط شتاب‌سنج‌هایی با پهنای باند 5000 هرتز و خروجی 1V/g که توسط پایه‌های مغناطیسی به قسمت هوزینگ موتور در دو سمت محرک و گردنده متصل شده بودند ثبت گردید. این داده‌ها توسط یک ضبط‌کننده شانزده کاناله مجهز به فیلتر پایین‌گذر جمع‌آوری شده و در محیط متلب<sup>4</sup> داده‌سازی انجام شده است. به‌علاوه، نمونه‌برداری از داده‌های دیجیتال با سرعت 48000 داده در ثانیه برای هر دو سری یاتاقان در حالتی که سرعت گردش شفت 1750 دور بر دقیقه انجام پذیرفته است [8].

### 3- تبدیل موجک

تبدیل فوریه از نظر ریاضی، به‌صورت رابطه (1) است. تبدیل یک سیگنال از حوزه زمان در تبدیل فوریه، سبب تجزیه آن می‌گردد و توسط رابطه زیر بیان می‌شود.

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

که حاصل آن مجموع ضرب سیگنال  $f(t)$  در یک ترم نمایی مختلط  $e^{-j\omega t}$  روی تمامی بازه زمانی، و  $t$  نشان‌گر زمان است. نتایج حاصل از تبدیل فوریه، ضرایب تبدیل فوریه است که سیگنال اصلی را به چندین سیگنال سینوسی تبدیل می‌نماید.

به‌طور مشابه، تبدیل موجک پیوسته به‌صورت مجموع ضرب سیگنال در موجک مادر (تابع موجک مقیاس‌گذاری شده و جابه‌جا شده روی تمامی بازه زمانی) است (رابطه (2)).

$$C(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi(t) dt \quad (2)$$

که نتیجه آن، چندین ضریب موجک  $C$  که تابعی از مقیاس و موقعیت هستند است [9]. که منظور از مقیاس، میزان کشیدگی موجک مادر در طول محور زمان و منظور از موقعیت، موقعیت مرکز موجک مادر است که روی سیگنال ارتعاشی حرکت کرده و میزان همبستگی آن با این سیگنال سنجیده می‌شود.

جدول 1 اطلاعات مربوط به یاتاقان‌ها

Table 1 Bearings' specifications

مشخصات	یاتاقان سمت محرک نوع	یاتاقان سمت گردنده نوع
	SKF 6205	SKF 6203
قطر داخلی (mm)	25	17
قطر خارجی (mm)	52	40
پهنای کلی (mm)	15	12
جنس قفسه	فولاد	فولاد
بیشینه سرعت (rpm)	14000	19000

درحقیقت، عملی که در تبدیل موجک جهت تحلیل سیگنال ارتعاشی صورت

1- Encoder  
2- Electro Discharging Machine  
3- Case Western University  
4- MATLAB

5- Meyer Scale Function

تعداد نوروهای اشتراک<sup>2</sup> را با  $z$  نمایش داده شده و  $f_k$  خروجی  $k$  ام باشد، آن‌گاه رابطه (10) را می‌توان به صورت زیر به دست آورد.

$$j = k_n + \sum_{i=2}^N (k_{n-i+1} - 1) \left( \prod_{r=1}^{i-1} N_{n+1-r} \right) \quad (10)$$

همچنین وزن‌های نرمالایز شده توسط ضرایب پارامتری  $a_i$  در خروجی‌های نوروها در هر لایه و در نتیجه خروجی نهایی تأثیرگذار است (رابطه 11).

$$f_i = T_{i=1}^{n+N} (w_i sa_i) \quad (11)$$

که  $T$  و  $S$  به ترتیب، نشان‌گر تی‌نرم<sup>3</sup> و کو-تی‌نرم<sup>4</sup> است.

سیستم عصبی- فازی تطبیقی استفاده شده در این مقاله از دوازده زیرسیستم تشکیل شده است که هر کدام از آن‌ها دارای یک نرون ورودی، یک نرون خروجی و چهار نرون در لایه پنهان هستند. جزئیات این سیستم در شکل 5 و جدول 2 آورده شده است. هر کدام از این دوازده زیرسیستم، توسط ضرایب مربوط به دوازده عیب قابل شناسایی، آموزش داده شده‌اند. به منظور دسته‌بندی عیوب، خروجی تبدیل موجک، یعنی ضرایب استخراج شده از تبدیل موجک، به عنوان ورودی به هر کدام از این زیرسیستم‌ها داده می‌شود. سپس میزان تطابق ورودی با داده‌های آموزش داده شده پیشین در این زیرسیستم‌ها به صورت مجزا سنجیده می‌شود.

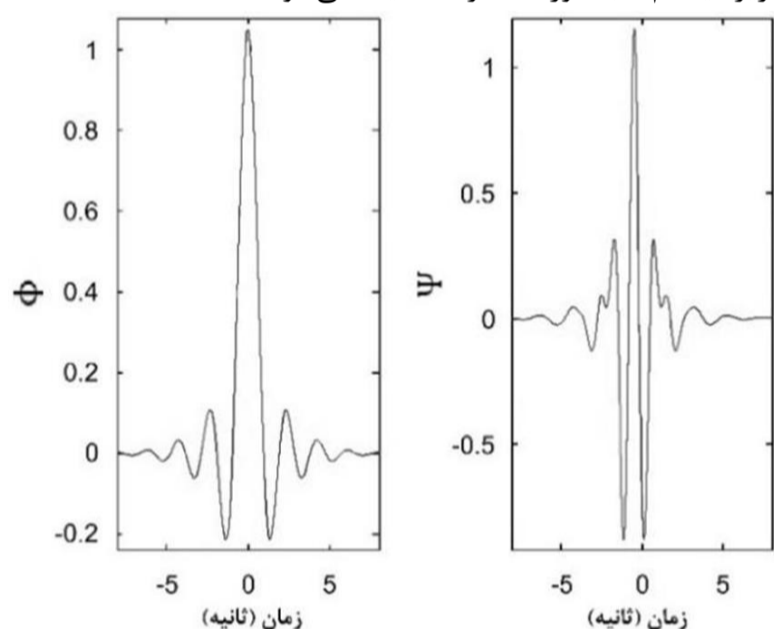


Fig. 3 The wavelet function (right) and the scale function (left)  
شکل 3 تابع موجک (راست) و تابع مقیاس (چپ) میر

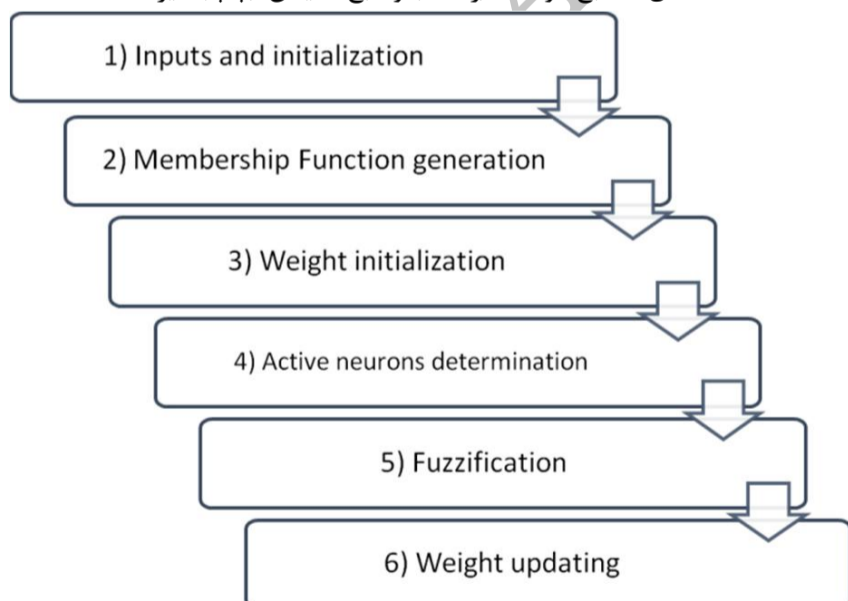


Fig. 4 The adaptive neuro-fuzzy system process  
شکل 4 مراحل عملکرد سیستم عصبی-فازی تطبیقی

می‌توان پس از استخراج ضرایب تبدیل موجک پیوسته برای سیگنال‌های ارتعاشی، آن‌ها را به یک سیستم عصبی- فازی تطبیقی وارد کرد و خروجی‌های مرتبط را یافت.

#### 4- سیستم عصبی- فازی تطبیقی

در این پژوهش، سیستم عصبی- فازی تطبیقی با توجه به میزان قطر عیب‌های بررسی شده آزمایشگاهی، یعنی قطرهای 0.007، 0.014 و 0.021 اینچ در قسمت شیار و ساچمه‌های یاتاقان‌ها، و نیز یاتاقان‌های سمت محرک و گردنده، به دوازده قسمت مجزا تقسیم می‌شود. هر کدام از این قسمت‌ها به طور جداگانه، یک سیستم عصبی- فازی تطبیقی هستند که از قسمتی از داده‌های آزمایشگاهی به عنوان داده‌های ورودی آن‌ها (ضرایب به دست آمده از تبدیل موجک پیوسته) جهت آموزش استفاده شده و ساختار آن‌ها شکل پیدا می‌کند. مراحل انجام این عمل به ترتیبی که در شکل 4 آمده است انجام می‌پذیرد. علاوه بر این، جزئیات هر مرحله در زیر توضیح داده شده است [11]:

- 1- ضرایب تبدیل موجک پیوسته مرتبط با سیگنال هر کدام از قطر عیب‌ها به طور مجزا به سیستم عصبی- فازی تطبیقی مرتبط با آن داده می‌شود.
- 2- سیستم مورد نظر، بر اساس ورودی دریافت شده، توابع عضویت فازی را می‌سازد.
- 3- ضرایب شبکه عصبی- فازی به صورت تصادفی مقداردهی شده و ارتباطات شبکه ساخته می‌شوند.
- 4- توابع عضویت موجود، نوروهای فعال و غیرفعال درون شبکه را مشخص می‌کند.
- 5- عمل فازی‌سازی توسط توابع عضویت و نوروهای فعال انجام گرفته و تنها توابع عضویت مربوط به دسته‌های فازی فعال محاسبه می‌گردد.
- 6- وزن‌های شبکه با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرادیان و یادگیری تقویتی به روز رسانی می‌شوند.

این مراحل را به ترتیب و با استفاده از روابط (6-9) می‌توان بیان کرد.

$$w_i = \prod_{i=1}^N \mu_{A_i}(x_i), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^N w_i}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

$$f_i = \sum_{i=1}^N a_i x_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

$$f = \sum_{i=1}^N \bar{w}_i f_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

که در آن  $x_i$  ها ورودی‌های سیستم هستند،  $\mu_{A_i}$  نیز تابع عضویت مرتبط با مجموعه‌های فازی  $A_i$  است که به صورت مستقیم با ورودی‌ها در ارتباطند. همچنین،  $\bar{w}_i$  ها وزن‌های نرمالایز شده  $w_i$  را مشخص می‌کنند.  $a_i$  ها نیز مجموعه پارامترهایی هستند که خروجی‌های مجزای  $f_i$  را می‌سازند. در نهایت، مجموع ضرب این خروجی‌ها در وزن‌های نرمالایز شده، خروجی نهایی  $f$  را تشکیل می‌دهد. فرآیند یافتن وزن‌های بهینه توسط لایه‌های نورونی موجود در ساختار شبکه عصبی- فازی تطبیقی با استفاده از بهینه‌سازی وزن‌های شکلی از یک تابع تراکم غیرخطی<sup>1</sup> انجام می‌گیرد. اگر

2- 'And' Neurons  
3- T-Norm  
4- T-Conorm

1- Nonlinear Aggregation Function

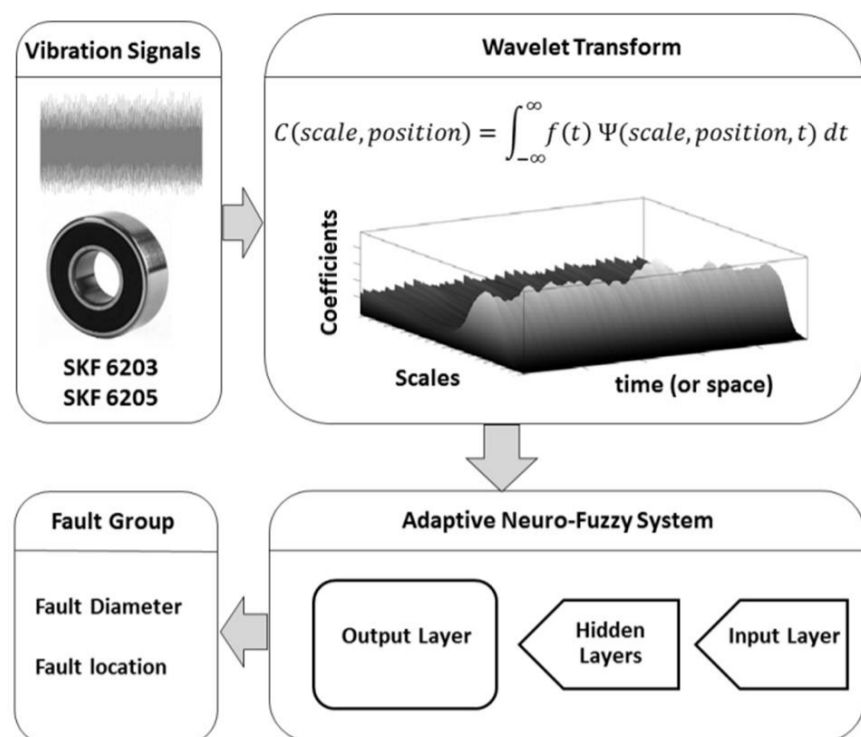


Fig. 6 The algorithm and the total schematic view of the proposed method's process

شکل 6 الگوریتم و شمای کلی فرآیند تحلیل روش پیشنهادی

روش‌های مورد استفاده در هر قسمت بیان شد. حال، به بررسی و تفسیر نتایج حاصل از این پژوهش پرداخته می‌شود.

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، سیگنال‌های دریافتی آزمایشگاهی شامل داده‌های مربوط به سه قطر عیب در قسمت شیار و ساچمه‌های یاتاقان و نیز سیگنال یاتاقان‌های سالم بودند که نمونه‌ای از آن جهت درک بهتر در شکل 7 آورده شده است؛ چنان‌که تفکیک این سیگنال‌ها در حوزه فرکانس برخلاف حوزه زمانی به سادگی امکان‌پذیر نیست و نیز وجود چندین نوع عیب نیز در این حوزه قابل تشخیص نیست. در این پژوهش، تشخیص و دسته‌بندی عیب یاتاقان‌ها با دقت بالا و در مراحل اولیه مورد نظر است. با رسم نمودار تبدیل فوریه سریع نمونه‌ای از سیگنال‌های ارتعاشی دستگاه می‌توان دریافت که به دلیل تداخل و تراکم بالای اطلاعات در محدوده زمانی موردنظر، تفکیک ویژگی‌های سیگنال‌ها از این طریق عملاً غیرممکن است؛ از ضرایب تبدیل موجک استفاده شده است تا توسط آن بتوان به راحتی عیوب مختلف را از یکدیگر متمایز ساخت؛ زیرا که دامنه تغییرات ضرایب مربوط به هر عیب با دیگری کاملاً متفاوت است (شکل 9، 8).

در این پژوهش، هدف، تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی آزمایشگاهی از طریق تبدیل موجک است. بدین منظور، و جهت استخراج ویژگی‌های متمایز این سیگنال‌ها، از تمامی آن‌ها تبدیل موجک پیوسته گرفته شده است و بدین ترتیب همان‌طور که در روابط مربوط به این تبدیل بیان شد، ضرایب و مقیاس‌های تبدیل موجک برای هر داده زمانی یافت می‌شود (شکل 10، 11). سپس، مقیاسی که در آن بیشترین تفاوت میان ضرایب وجود دارد انتخاب شده و ضرایب مستخرج مربوطه برای عیوب مختلف در شکل‌های 8 و 9 رسم شده‌اند.

جهت افزایش دقت و ضریب اطمینان، ضرایب تبدیل موجک در شکل‌های 8 و 9 در 5 ثانیه با سرعت نمونه‌برداری 48000 نمونه در ثانیه (یعنی برای  $5 \times 48000 = 240000$  داده زمانی) محاسبه شده است. انتخاب این بازه زمانی آسیمی به موتور نمی‌رساند، اما در کاربردهایی که نیاز به دقت بالاتری دارند می‌توان این بازه زمانی را کاهش داد. تغییرات این ضرایب برحسب داده‌های زمانی برای هر نوع عیب مقدار بازه متفاوتی را اختیار می‌کند. بدین ترتیب، می‌توان آن‌ها را از یکدیگر تفکیک کرد. این امر را به روشنی می‌توان در نمودارهای سه‌بعدی داده زمانی - مقیاس - ضریب بررسی

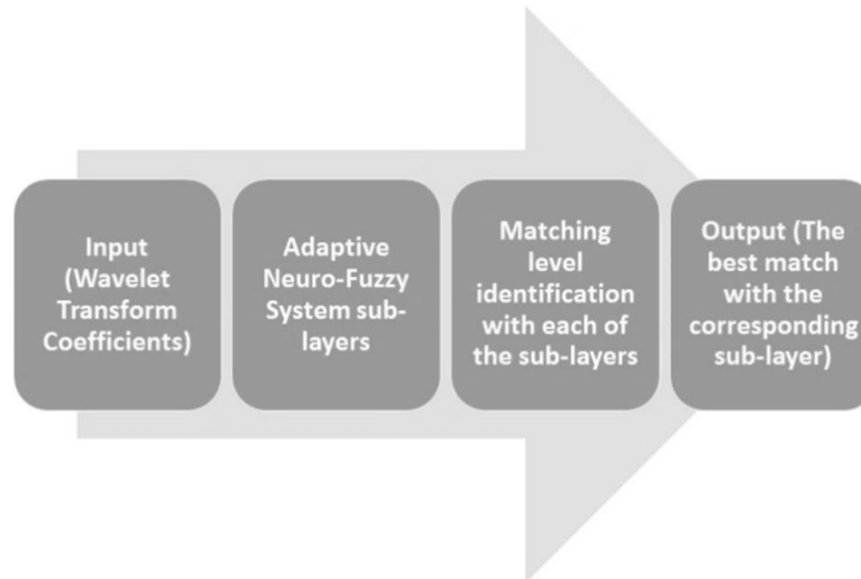


Fig. 5 Schematic view of the adaptive neuro-fuzzy system's sections

شکل 5 تصویر شماتیک اجزای سیستم عصبی - فازی تطبیقی

جدول 2 جزئیات سیستم عصبی - فازی تطبیقی

Table 2 The details of the adaptive neuro-fuzzy system

موتور فازی	استنتاج	نحوه تولید سیستم	نوع توابع عضویت	نحوه آموزش
ممدانی <sup>1</sup>	دسته‌بندی کاهشی <sup>2</sup>	مثلی	گرادیان کاهشی <sup>3</sup>	

درصدهای تطابق به دست آمده در مرحله بعدی با یکدیگر مقایسه شده و بزرگ‌ترین درصد انتخاب می‌گردد. زیرسیستم عصبی - فازی مرتبط به این درصد، نشان‌گر عیب مربوطه خواهد بود؛ بنابراین خروجی ساختار بسیار ساده هرکدام از دوازده زیرسیستم عصبی - فازی، میزان تطابق سیگنال ارتعاشی موردنظر با هرکدام از آن‌ها است. بدین معنی که هرگونه عیب در قسمت شیار یا ساچمه‌های یاتاقان، ویژگی‌ها و ضرایب تبدیل موجک سیگنال منحصر به خود را داشته و تنها با شبکه فازی - عصبی مرتبط با آن عیب تطابق بیشینه را دارد. از سوی دیگر پس از انجام آموزش این سیستم قادر است تا عیوب را براساس این شبکه‌ها و تطابق سیگنال‌ها شناسایی و دسته‌بندی نماید. این عمل در نهایت افزایش سرعت دسته‌بندی را نیز در پی دارد؛ زیرا که الگوریتم این سیستم در بازه‌های کوچک‌تری عمل می‌نماید. البته کاهش بیش از حد این بازه‌ها می‌تواند مشکلاتی مانند بیش‌برازش<sup>4</sup> را در پی داشته باشد. مزیت اصلی استفاده از این نوع سیستم تطبیقی عصبی - فازی به همراه تبدیل موجک در این پژوهش، سادگی ساختاری و محاسباتی آن که منجر به کاهش زمان پردازش می‌شود.

با توجه به مطالب ارائه شده، می‌توان فرآیند کلی الگوریتم ارائه‌شده را به‌صورتی که در شکل 6 نیز آمده است بیان کرد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، سیگنال‌های ارتعاشی آزمایشگاهی در مرحله ابتدایی توسط تبدیل پیوسته موجک تحلیل شده و ضرایب آن به دست می‌آید. در گام بعد، ضرایب به دست آمده به سیستم عصبی - فازی تطبیقی جهت انجام فرآیند یادگیری داده می‌شوند و خروجی‌های آن براساس نوع عیب موجود، نام‌گذاری می‌گردند. با ورود سیگنال‌های جدید آزمایشگاهی این سیکل تکرار می‌شود. تنها تفاوت موجود برای داده‌های جدید این است که حال، سیستم عصبی فازی تطبیقی به‌عنوان یک دسته‌بندی‌کننده عمل می‌کند.

## 5- بحث و بررسی نتایج

در قسمت‌های پیشین، الگوریتم موردنظر در این پژوهش و نیز جزئیات

1. Mamdani  
2. Subtractive clustering  
3. Gradient descent  
4. Over Fitting

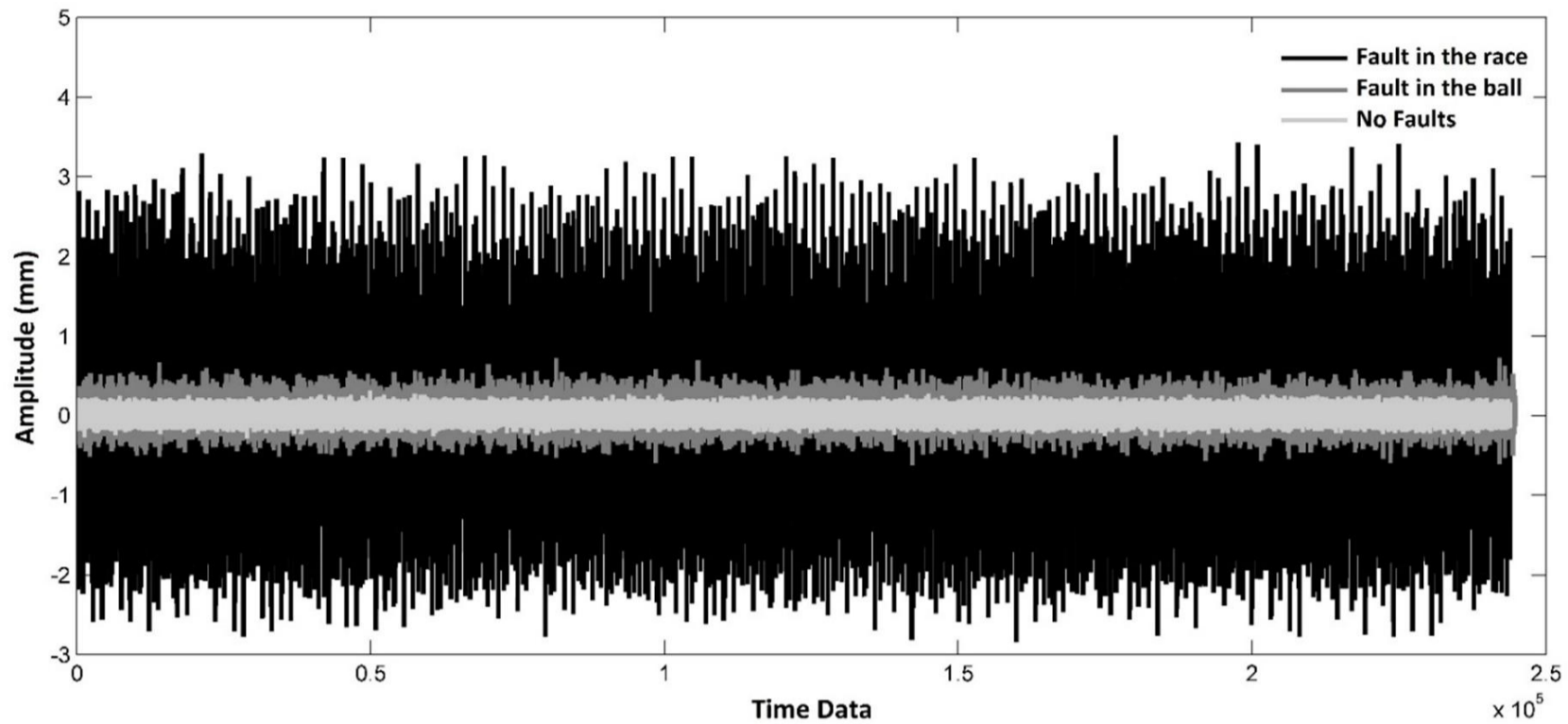


Fig. 7 Sample experimental signals

شکل 7 نمونه ای از سیگنال‌های به دست آمده از داده‌های آزمایشگاهی

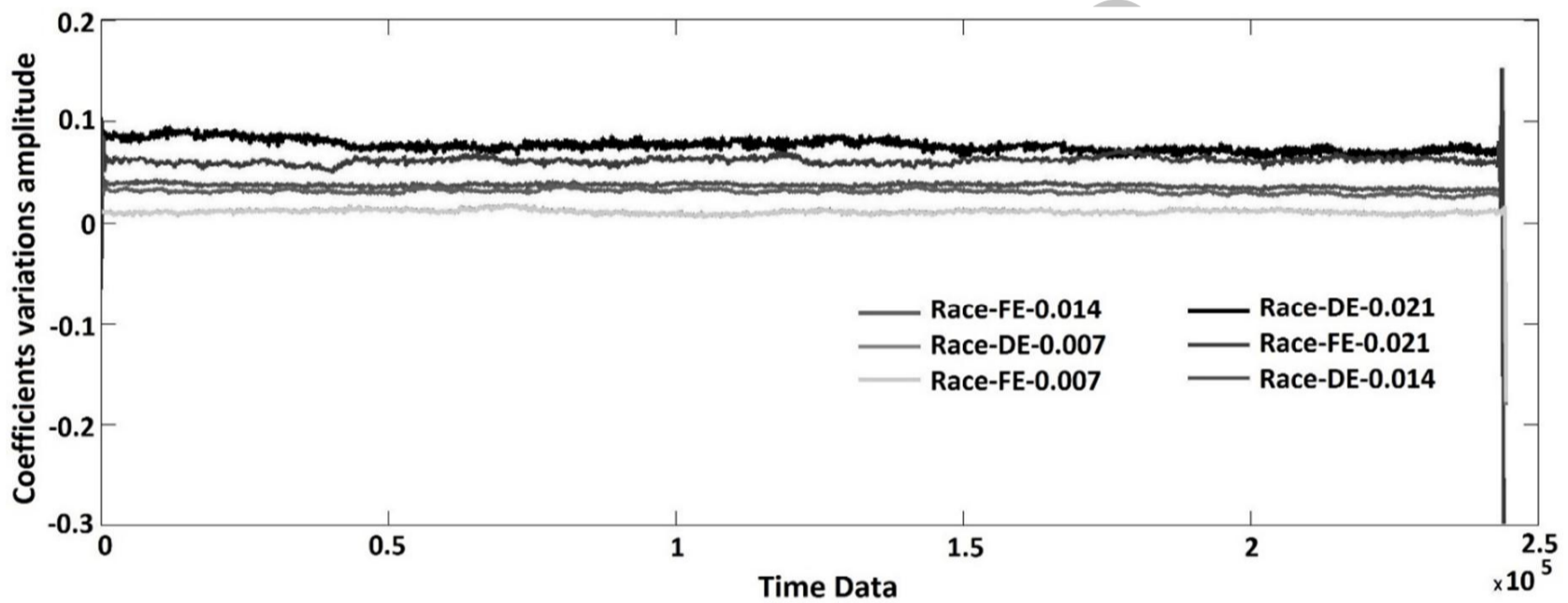


Fig. 8 The wavelet transform coefficients for the faults in the race of the bearings, in Drive End (DE) or Fan End (FE)

شکل 8 ضرایب تبدیل موجک عیوب شیار (محل عیب (شیار یا ساچمه)، یاتاقان مربوطه (سمت گردنده (FE) و سمت محرک (DE)) و قطر عیب به ترتیب مشخص شده‌اند).

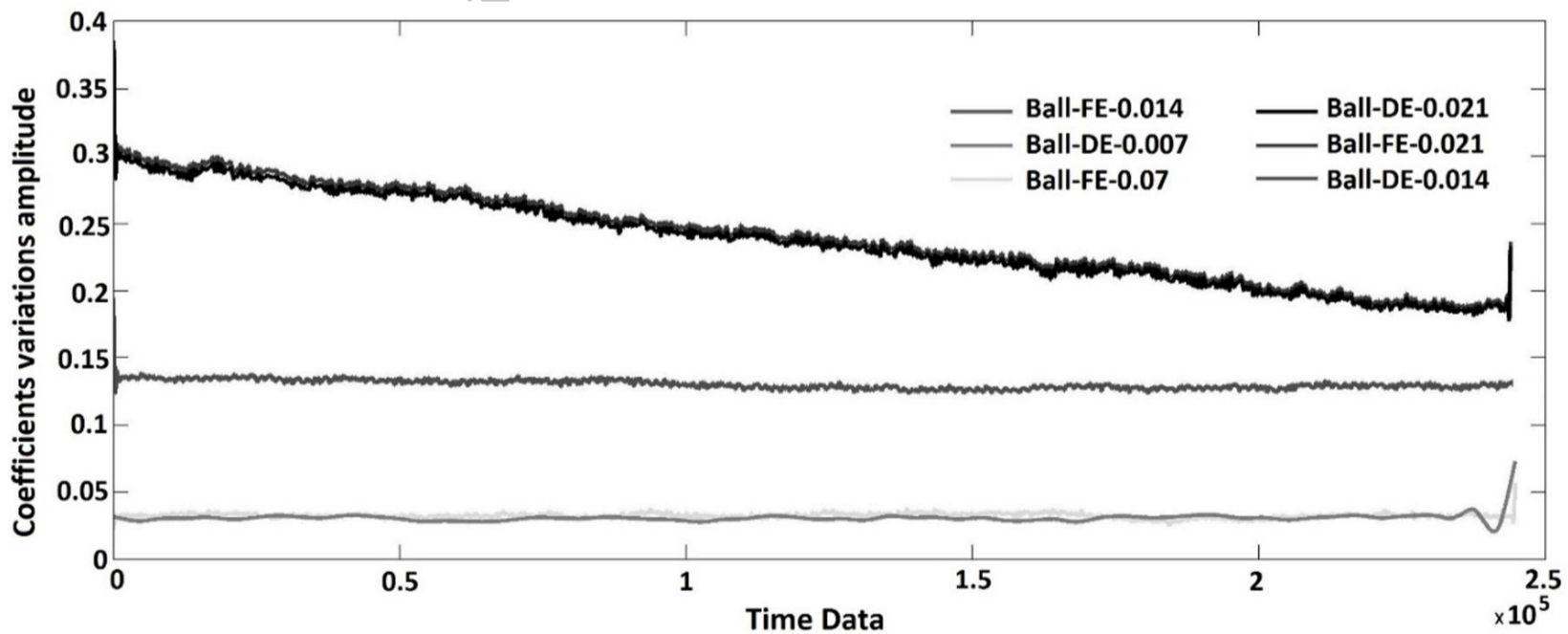


Fig. 9 The wavelet transform coefficients for the faults in the balls of the bearings, in Drive End (DE) or Fan End (FE)

شکل 9 ضرایب تبدیل موجک عیوب ساچمه (محل عیب (شیار یا ساچمه)، یاتاقان مربوطه (سمت گردنده (FE) و سمت محرک (DE)) و قطر عیب به ترتیب مشخص شده‌اند).

یاتاقان‌های سمت محرک و گردنده مشابه یکدیگرند و عیب یکسانی را به نمایش می‌گذارند که خود دلیلی بر صحت عملکرد تبدیل موجک پیوسته است.

کرد. با دقت در شکل 10 و 11 ملاحظه می‌شود که مقادیر بیشینه و نیز تغییرات ضرایب برای هر نوع عیب با قطر و محل خاص، در صفحه داده زمانی و مقیاس تفاوت قابل ملاحظه‌ای دارد. به‌علاوه، نمودارهای مربوط به

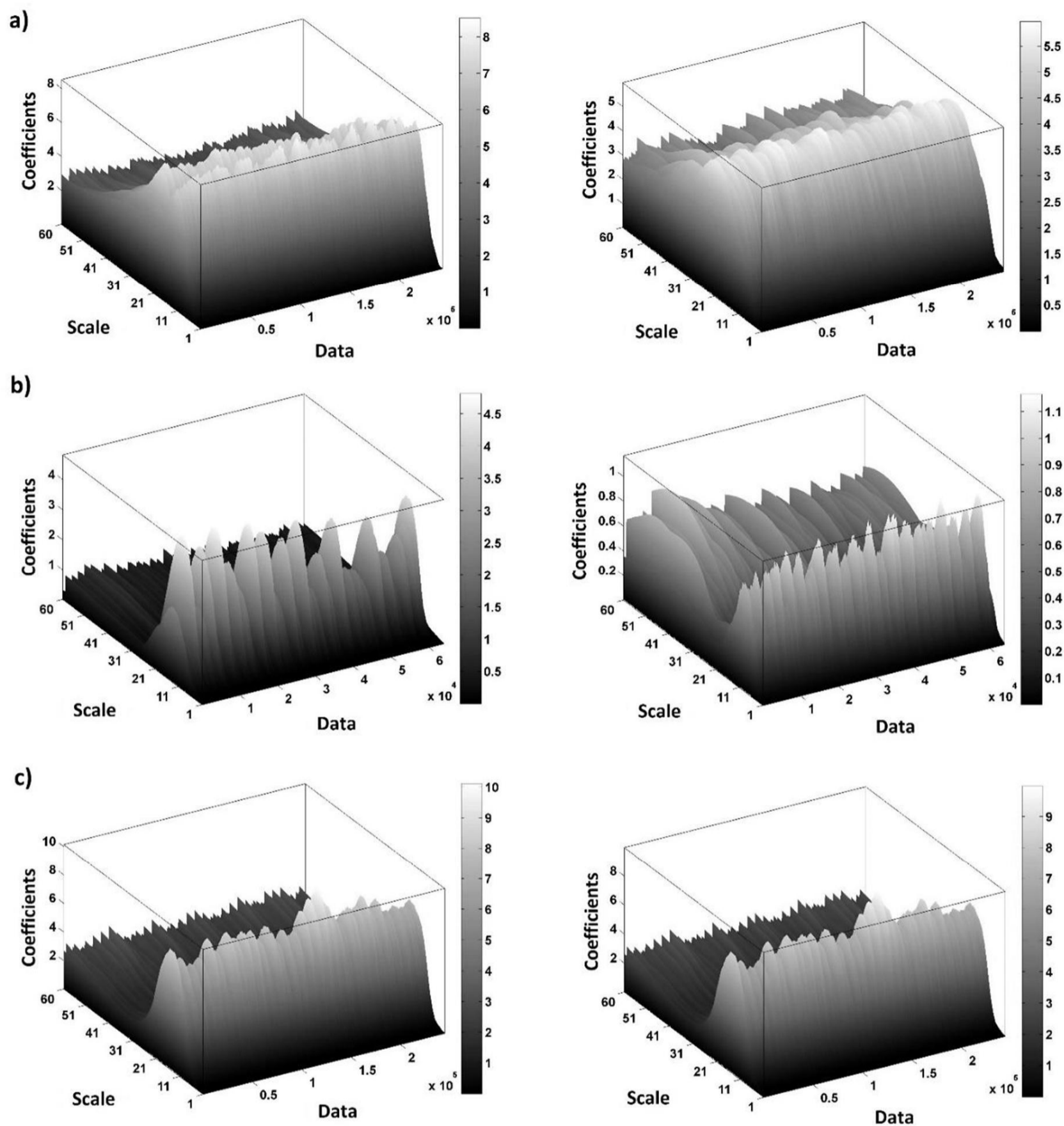


Fig. 10 The 3-D plots for the continuous wavelet transform for the faults in the race of the bearings with 0.007 (a), 0.014 (b) and 0.021 (c) inch fault diameter

شکل 10 نمودارهای سه‌بعدی تبدیل موجک پیوسته برای عیوب داخل شیار یاتاقان a- با قطر عیب 0.007 اینچ b- با قطر عیب 0.014 اینچ c- با قطر عیب 0.021 اینچ. نمودارهای سمت راست و چپ به ترتیب مربوط به یاتاقان‌های طرف محرک و طرف گردنده هستند.

اختصاص یافته که درصد تطابق مقیاس مرتبط با آن دسته با آن خروجی نسبت به باقی دسته‌ها بیشتر بوده است.

با ملاحظه جدول 3 دقت بسیار بالای عملکرد نهایی روش ارائه شده در این پژوهش استنباط می‌شود، همچنین سیستم آموزش داده شده قادر است که ویژگی‌های سیگنال‌های جدید دیگر را به سرعت استخراج کرده، شناسایی و دسته‌بندی کند. جهت بررسی کارایی روش این پژوهش، خروجی، تعداد داده‌های آموزش و آزمایش و دقت آن با روش‌های پیشین در جدول 4 مقایسه شده است. لازم به یاد است که برای بررسی دقیق‌تر تفاوت‌های بین روش‌های پیشین و روش حاضر، درصد تعداد داده‌های آموزش و آزمایش در تمامی روش‌ها برابر در نظر گرفته شده است. از نکات جالب توجه این جدول

بدین ترتیب و با جداسازی تغییرات ضرایب در هر نمودار توسط تبدیل میر، شبکه‌های تطبیقی عصبی- فازی آموزش داده می‌شوند. در این مرحله، هر کدام از دوازده شبکه عصبی- فازی تطبیقی دارای ساختاری با یک نورون در قسمت ورودی، یک نورون در قسمت خروجی و چهار نورون در لایه پنهان است. در گام بعد، با ورود 108 سیگنال جدید، عملکرد شبکه ساخته شده بررسی گردید که نتایج آن در جدول 3 آمده است.

مشاهده می‌شود که سیگنال‌های جدید آزمایش با دقت بسیار خوبی به دوازده دسته جداگانه تقسیم‌بندی شده‌اند (به جدول 3 مراجعه کنید). دسته‌بندی خروجی‌های شبکه عصبی براساس میزان تطابق آن‌ها با خروجی آموزش داده شده انجام گرفته است. هر خروجی زمانی دسته‌ای

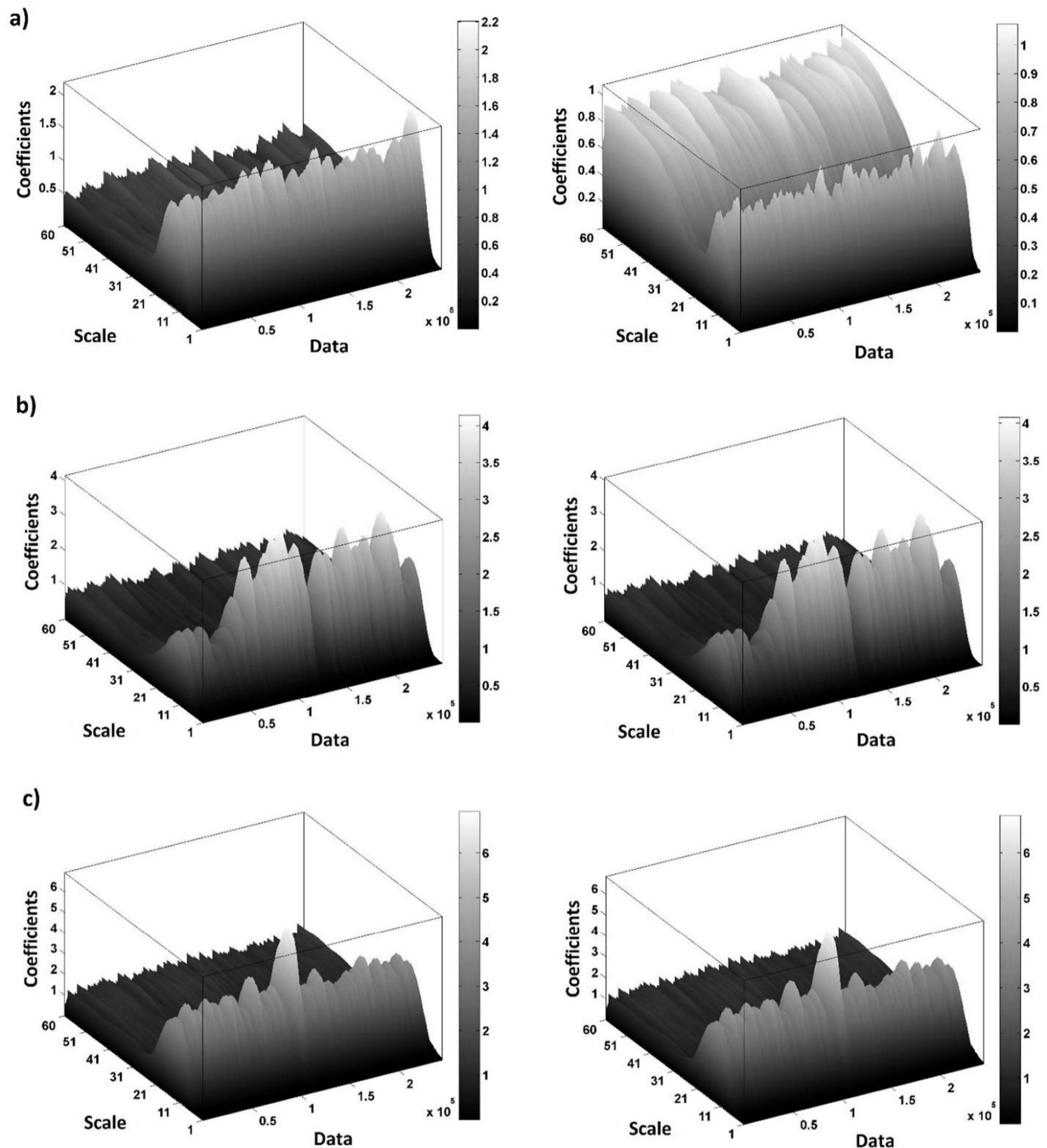


Fig. 11 The 3-D plots for the continuous wavelet transform for the faults in the balls of the bearings with 0.007 (a), 0.014 (b) and 0.021 (c) inch fault diameter

شکل 11 نمودارهای سه‌بعدی تبدیل موجک پیوسته برای عیوب ساچمه یاتاقان a- با قطر عیب 0.007 اینچ b- با قطر عیب 0.014 اینچ c- با قطر عیب 0.021 اینچ. نمودارهای سمت راست و چپ به ترتیب مربوط به یاتاقان‌های طرف محرک و طرف گردنده هستند

تبدیل موجک پیوسته و شبکه‌های عصبی - فازی تطبیقی مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های آزمایشگاهی شامل سیگنال‌هایی با قطرهای عیب مختلف در محل شیار و ساچمه یاتاقان‌های موجود در قسمت گردنده و یا محرک شفت موتور الکتریکی بودند. در این روش، ابتدا ضرایب تبدیل موجک پیوسته میر به‌عنوان شاخص‌های سیگنال‌های ارتعاشی آزمایشگاهی استخراج و مقایسه شد.

می‌توان به تفاوت بالای تعداد حالات خروجی تفکیک شده اشاره کرد که ناشی از ترکیب سیستم‌های هوشمند فازی و عصبی است. این روش علی‌رغم سادگی نسبت به روش‌های پیشین، دقت کم نظیری را ارائه کرده است.

## 6- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، روش نوینی جهت تشخیص و دسته‌بندی میزان قطر و محل عیب یاتاقان‌های شیار عمیق ساچمه‌ای با استفاده از ترکیب تحلیل توسط



روش حاضر با روش‌های پیشین می‌توان به قدرت تفکیک‌پذیری بالای تعداد عیوب در آن اشاره کرد.

### 7-مراجع

- [1] Y.G.Lei, J.Lin, Z.J.He, Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 25, pp. 1738–1749, 2011.
- [2] H. Qiu, J.Lee, J.Lin, G.Yu, Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on roller bearing prognostics, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 289, pp. 1066–1090, 2006.
- [3] L. Jedliński, J. Jonak, Early fault detection in gearboxes based on support vector machines and multilayer perceptron with a continuous wavelet transform, *Applied Soft Computing*, Vol. 30, pp. 636–641, 2015.
- [4] H. Khaksari, A. Khoshnood, J. Roshanian, Active Noise Cancellation in Reaction Wheel by simultaneous using of dynamical system identification and online wavelet, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No.3, pp. 146-152, 2015. (In Persian فارسی)
- [5] H.Ziaiefar, M.Amiryan, M. Ghodsi, F. Honarvar, Y. Hojjat, Ultrasonic Damage Classification in Pipes and Plates using Wavelet Transform and SVM, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No.5, pp. 41-48, 2015. (In Persian فارسی)
- [6] S. A. Atashipour, H. R. Mirdamadi, R. Amirfatahi, S. Ziaei-Rad, Application of wavelet transform in damage identification in a thick steel beam based on ultrasonic guided wave propagation, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 12, No.5, pp. 154-164, 2013. (In Persian فارسی)
- [7] Z. Liang, H. Fei, T. Yifei, L. Dongbo, Fault detection and diagnosis of belt weigher using improved DBSCAN and Bayesian regularized neural network, *MECHANIKA*, Vol. 21, No. 1, pp. 70-77, 2015.
- [8] X. Lou, K.A. Loparo, Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference, *Journal of Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 18, pp. 1077–1095, 2004.
- [9] M. Misti, Y. Misti, G. Oppenheim, J. Poggi, *Wavelet Toolbox User's Guide*, The Mathworks Inc., 2002.
- [10] I. Daubechies, *Ten lectures on wavelets*, CBMS-NSF conference series in applied mathematics, SIAM Edition, Vol 137, pp. 117–119, 1992.
- [11] W. Pedrycz, F. Gomide, *Fuzzy Systems Engineering Toward Human-Centric Computing*, John Wiley & Sons Inc., IEEE Press, Hooboken, New Jersey, USA, 2007.
- [12] B. Li, M.-Y. Chow, Y. Tipsuwan, J.C. Hung, Neural network based motor rolling bearing fault diagnosis, *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, Vol. 47, No. 5, 2000.
- [13] J. Altmann, J. Mathew, Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling element bearing fault diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 15, No. 5, pp. 963–977, 2001.
- [14] B. Samanta, K.R. Al-Balushi, S.A. Al-Araimi, Artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection, *Engineering Application of Artificial Intelligence*, Vol. 16, pp. 657–665, 2004.
- [15] L. Zhang, L.B. Jack, A.K. Nandi, Fault detection using genetic programming, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 19, pp. 271–289, 2005.
- [16] M.-Y. Cho, T.-F. Lee, S.-W. Gau, C.-N. Shih, *Power Transformer Fault Diagnosis using Support Vector Machines and Artificial Neural Networks with Clonal Selection Algorithms Optimization*, Part I, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 179–186, 2006.
- [17] V. Purushotham, S. Narayanan, S.A.N. Prasad, Multi-fault diagnosis of rolling bearing elements using wavelet analysis and hidden Markov model based fault recognition, *NDT&E International*, Vol. 38, No. 8, pp. 654–664, 2005.
- [18] A. Rojas, A.K. Nandi, Practical scheme for fast detection and classification of rolling-element bearing faults using support vector machines, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 20, No. 7, pp. 1523–1536, 2006.
- [19] A. Saxena, A. Saad, Evolving an artificial neural network classifier for condition monitoring of rotating mechanical systems, *Applied Soft Computing*, Vol. 7, pp. 441–454, 2007.
- [20] X. Lou, K.A. Loparo, Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference, *Journal of Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 18, pp. 1077–1095, 2004.
- [21] S. Abbasion, A. Rafsanjani, A. Farshidianfar, N. Irani, Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 2933–2945, 2007.

جدول 3 خروجی‌های روش ارائه‌شده در این پژوهش

Table 3 The proposed method's outputs

خروجی	تعداد نمونه	دقت (درصد)
حالت بدون عیب	9	100
عیب با قطر 0.007 در شیار یاتاقان گردنده	9	100
عیب با قطر 0.007 در شیار یاتاقان محرک	9	100
عیب با قطر 0.014 در شیار یاتاقان گردنده	9	100
عیب با قطر 0.014 در شیار یاتاقان محرک	9	100
عیب با قطر 0.021 در شیار یاتاقان گردنده	9	100
عیب با قطر 0.021 در شیار یاتاقان محرک	9	100
عیب با قطر 0.007 در ساچمه یاتاقان گردنده	9	99.1
عیب با قطر 0.007 در ساچمه یاتاقان محرک	9	100
عیب با قطر 0.014 در ساچمه یاتاقان گردنده	9	100
عیب با قطر 0.014 در ساچمه یاتاقان محرک	9	98.3
عیب با قطر 0.021 در ساچمه یاتاقان گردنده	9	100
عیب با قطر 0.021 در ساچمه یاتاقان محرک	9	100

جدول 4 مقایسه عملکرد روش ارائه‌شده در این پژوهش با روش‌های پیشین

Table 4 The comparison of the proposed method with the methods in the literature

مرجع	نام روش	متوسط دقت	تعداد حالات تفکیک شده	تعداد داده آموزش یا آزمایش
[12]	شبکه عصبی تطبیقی	93.05	4	144
[13]	تجزیه موجک	77.98 5	3	(*)
[14]	ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی تطبیقی و الگوریتم ژنتیک	92.01 5	2	135
[15]	الگوریتم ژنتیک	98.7	2	-
[16]	ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی تطبیقی	99.99	-	10
[17]	تحلیل موجک و مدل مارکو پنهان	73.01	4	-
[18]	ماشین بردار پشتیبان	99.45	2	-
[19]	شبکه عصبی تطبیقی	96.7	-	10
[20]	مدل مارکو پنهان	90.5	4	36
[21]	ماشین بردار پشتیبان تحلیل و موجک	100	7	63
-	روش حاضر	100	12	108

(\*) عدم وجود داده

سپس از یک سیستم عصبی-فازی تطبیقی متشکل از دوازده زیرسیستم جهت دسته‌بندی دوازده نوع عیب استفاده شد؛ که بیشینه میزان تطابق ضرایب استخراج‌شده از تبدیل موجک با داده‌های آموزش هریک از زیرسیستم‌ها، اساس اختصاص یک عیب نامشخص جدید به زیرسیستم مربوط به یک عیب مشخص بود. نتایج نشان می‌دهند که استفاده این روش در عین سهولت، از دقت بسیار بالایی برخوردار است. همچنین، با مقایسه