



# Fault Diagnosis of Electromotor Acoustically Using Machine Learning Approach

## ARTICLE INFO

### Article Type

Original Research

### Authors

Vafa Samadi V.<sup>1</sup>  
Mostafa Mostafaei M.<sup>2</sup>  
Ali Nejat Lorestani A.N.<sup>2</sup>

### How to cite this article

Samadi V, Mostafaei M, Lorestani A N. Fault Diagnosis of Electromotor Acoustically Using Machine Learning Approach, Modares Mechanical Engineering. Modares Mechanical Engineering.2021;21(8):563-573.

1 Mechanical Engineering of Biosystems Department, Razi University, Kermanshah.  
2. Mechanical Engineering of Biosystems Department, Razi University, Kermanshah

### \*Correspondence

Address: Mechanical Engineering of Biosystems Department, Razi University, Kermanshah..

Phone:

Fax: -

Email: b.mostafaei@razi.ac.ir

### Article History

Received: July 30, 2020

Accepted: March 21, 2021

ePublished: July 18, 2021

## ABSTRACT

One of the methods used to minimize the cost of maintaining and repairing rotating industrial equipment is condition monitoring by sound analysis. This study was performed to diagnose the fault of a single-phase electromotor through a machine learning method aiming to monitor its condition by sound analysis. Test conditions included healthy mode, bearing failure, shaft imbalance and shaft wear at two speeds of 500 and 1400 rpm. A microphone was installed on the electromotor to record data. After data collection, signal processing and statistical analysis, the data were clustered by machine learning method and K mean algorithm and the best characteristics were selected by PCA method. These features were used in the ANFIS modeling process. These features were common to both electromotor speeds. After evaluating the models, the best model had the highest accuracy value of 96.82%. The average accuracy was 96.71% for overall fault classification. The results showed that the analysis of acoustic signals and modeling process can be used to diagnose electromotor defects by machine learning method. Based on the obtained results, condition monitoring of the electromotor through acoustic analysis reduces its stop and continues its work process in the industry. The repair costs of the electromotor are reduced by its proper condition monitoring.

**Keywords** Electromotor, Acoustic Signals, Machine Learning, Fault Detection.

## CITATION LINKS

[1] Monitoring the condition of the clutch retaining mechanism of Messi Ferguson 281 tractor using vibration analysis and ANFIS [2] Gearbox fault detection in induction motors using current signal analysis. [3] Detection and classification of internal combustion engine defects using discrete wavelet transform and artificial neural network [4] Design, construction and testing of gearbox position monitoring system with the help of audio signal processing. [5] Recent developments in monitoring of engines using acoustic emission [6] Diagnosis of internal combustion engine through vibration and acoustic pressure non-intrusive measurements [7] Early fault diagnosis of bearing and stator faults of the single-phase induction motor using acoustic signals [8] Developing an intelligent fault diagnosis of MF285 tractor gearbox using genetic algorithm and vibration signals [9] Monitoring and troubleshooting of car electric generator using vibration signals and fuzzy neural adaptive inference system. [10] Diagnosis of mandrel wear defects using sound propagation method [11] Fault Diagnosis of Rotating Electrical Machines Using Multi-Label Classification [12] Intelligent fault classification of a tractor starter motor using vibration monitoring and adaptive neuro-fuzzy inference system [13] The global k-means clustering algorithm [14] Exploiting sound signals for fault diagnosis of bearings using decision tree [15] Detection and classification of bearing faults in industrial geared motors using temporal features and adaptive neuro-fuzzy inference system.

## تشخیص آکوستیکی عیوب الکتروموتور با استفاده از روش یادگیری ماشین

وفا صمدی

گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

مصطفی مصطفائی\*

مهندسی مکانیک بیوسیستم، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

علی نجات لرستانی

گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

### چکیده

یکی از روش‌هایی که امروزه برای به حداقل رساندن هزینه نگهداری و تعمیرات تجهیزات صنعتی دوار به کار می‌رود، پایش وضعیت به کمک تحلیل صدا می‌باشد. این تحقیق با هدف پایش وضعیت به کمک تحلیل صدا برای تشخیص عیب یک الکتروموتور تک فاز از طریق روش یادگیری ماشین انجام شد. شرایط آزمایش شامل حالت سالم، حالت خرابی بلبرینگ، نابالانسی محور و سایش در محور در دو حالت ۵۰۰ و ۱۴۰۰ دور در دقیقه الکتروموتور بود. برای داده برداری یک دستگاه میکروفن روی الکتروموتور نصب شد. پس از داده برداری و پردازش سیگنال و تجزیه و تحلیل آماری نسبت به خوشه‌بندی داده‌ها به روش یادگیری ماشین و الگوریتم K mean و انتخاب ویژگی‌های برتر به روش PCA اقدام شد. سپس برترین ویژگی‌ها در فرآیند مدل‌سازی ANFIS استفاده شد. ویژگی‌های انتخاب شده شامل ویژگی‌های انتخاب شده مشترک در هر دو وضعیت دور الکتروموتور بود. پس از ارزیابی مدل‌ها، نتایج بالاترین دقت تشخیص عیب در بهترین مدل خروجی مقدار ۹۶/۸۲ درصد بود. میانگین دقت طبقه‌بندی کلی تشخیص عیب ۹۵/۷۱ درصد بود. نتایج نشان داد که آنالیز سیگنال‌های صوتی و مدل‌سازی با استفاده از روش یادگیری ماشین می‌تواند در تشخیص عیوب الکتروموتور استفاده شود. براساس نتایج پایش وضعیت الکتروموتور از طریق آنالیز صوتی موجب کاهش توقفات الکتروموتور و ادامه روند کار آن در صنعت شده و با پایش وضعیت مناسب آن هزینه‌های تعمیراتی الکتروموتور کاهش می‌یابد.

**کلیدواژه‌ها:** الکتروموتور، سیگنال صوتی، یادگیری ماشین، تشخیص عیب.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۵/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۱/۰۱

نویسنده مسئول: b.mostafaei@razi.ac.ir

### ۱- مقدمه

پایش وضعیت به عنوان یک روش کارآمد و مؤثر برای افزایش فاکتورهای اطمینان، سلامت و عملکرد بهینه ماشین‌ها به شدت مورد توجه قرار گرفته است<sup>[1]</sup>. در سال‌های اخیر تشخیص خطا و نگهداری پیشگیرانه که هدف آن جلوگیری از وقوع خطاهای بزرگ در موتورهاست، مورد توجه بسیاری از محققان و مهندسان قرار گرفته است. در این زمینه تاکنون روش‌های مخرب و غیرمخرب زیادی پیشنهاد شده است روش‌های غیرمخرب روش‌هایی هستند که برپایه اندازه‌گیری‌های ساده و ارزان بنا شده‌اند و نیازی به

تغییر ساختار موتور ندارند<sup>[2]</sup>. در آنالیز خرابی ماشین‌ها خیلی از پارامترها می‌تواند مورد توجه قرار گیرد. این پارامترها شامل ارتعاشات، صدا، درجه حرارت می‌باشد. برای ارزیابی صحت کاری ماشین‌ها لازم است که از اطلاعات خارجی به منظور ارزیابی شرایط مولفه‌های درونی ماشین که معمولاً غیر قابل دسترس هستند، استفاده نمود. در همین ارتباط یکی از کاراترین ابزارهایی که مورد توجه محققان و مهندسان قرار گرفته آنالیز سیگنال است<sup>[3]</sup>. الکتروموتورها یکی از اجزای پرکاربرد در صنعت هستند و دارای انواع مختلفی می‌باشند. ممکن است خرابی یک الکتروموتور در یک واحد صنعتی منجر به متوقف شدن روند کار و موجب افزایش هزینه تعمیرات آن شود. تشخیص و تعمیر به موقع عیوب مختلف الکتروموتور، از توقف ناگهانی آن و توقف روند کار ممانعت به عمل می‌آورد. همچنین به منظور عملکرد بهتر استفاده از داده‌ها، روش‌های مختلف برنامه نویسی کامپیوتری ماشین‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. یادگیری ماشین، برنامه‌نویسی کامپیوتری برای بهبود عملکرد آن با استفاده از مثال داده‌ها است. یادگیری ماشین یکی از مهمترین شاخه‌های تحقیقاتی هوش مصنوعی در مرکز برنامه‌های توسعه هوش مصنوعی قرار دارد. یکی از روش‌هایی که امروزه برای به حداقل رساندن هزینه نگهداری و تعمیرات تجهیزات صنعتی دوار به کار می‌رود، پایش وضعیت به کمک تحلیل صدا می‌باشد<sup>[4]</sup>.

تاکنون روش‌های زیادی به منظور عیب‌یابی ماشین‌آلات مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله آنها می‌توان به کاربرد روش‌های انتشار صدا در موتورهای احتراق داخلی<sup>[5]</sup>، تشخیص عیب گیربکس در موتورهای القایی با استفاده از آنالیز سیگنال جریان<sup>[2]</sup>، عیب‌یابی موتور احتراق داخلی با اندازه‌گیری منظم و مستمر ارتعاشات و صدای کمپرس<sup>[6]</sup> اشاره کرد. در تحقیقی تشخیص زود هنگام عیوب یک موتور تک فاز با استفاده از سیگنال‌های آکوستیک بررسی شد. نویسندگان حالات شامل موتور القایی تک-فاز سالم، موتور القایی تک‌فاز با یاتاقان معیوب، موتور القایی تک‌فاز با یاتاقان معیوب و اتصالی سیم‌پیچ‌ها را اندازه‌گیری و تحلیل کردند<sup>[7]</sup>. در تحقیق دیگری عیب موتور استارت تراکتور مسی فرگوسن با استفاده از پایش ارتعاشات و سامانه استنتاج تطبیق عصبی- فازی، به صورت هوشمند تشخیص داده شد. داده‌های ارتعاشی از موتور استارت در حالات سلامت و خرابی با استفاده از حسگر شتاب‌سنج پیزوالکتریک و سیستم تحویل داده جمع‌آوری شد. نتایج طبقه‌بندی با ماتریس اغتشاش نشان داد که دقت تشخیص با این روش مناسب بود<sup>[8]</sup>. در جدول ۱ خلاصه تعدادی از تحقیقات انجام شده مرتبط با موضوع این تحقیق آورده شده است. بیشتر تحقیقات مربوط به آنالیز صوت در ماشین‌های دوار، براساس بررسی نمودار زمان - دامنه و محاسبه فشار صوت انجام گرفته است. وجه تمایز تحقیق حاضر به کارگیری روش یادگیری

## جدول ۱) مروری بر تحقیقات انجام شده مرتبط با موضوع

منبع	نتیجه	روش	موضوع
[1]	دقت طبقه‌بندی کلی حاصل از نصب حسگر به صورت عمودی ۹۹/۱۴ درصد و به صورت افقی ۱۰۰ درصد	آنالیز ارتعاشی و طبقه‌بندی با ANFIS	بررسی تشخیص عیوب مکانیزم نگهدارنده کلاچ تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵
[3]	کارایی ۱۰۰ درصد	تحلیل ارتعاشی و تبدیل موجک گسسته و کاربرد شبکه‌های عصبی	تشخیص و طبقه‌بندی عیوب موتور احتراق داخلی
[4]	توانمندی در پایش وضعیت جعبه‌دنده با دقت بالا در زمان حداقل	پایش وضعیت با بررسی طیف فرکانسی سیگنال صوتی	بررسی روند تشخیص عیب و پایش وضعیت جعبه‌دنده
[7]	طبقه‌بندی عیوب توسط روش نزدیک‌ترین همسایه، نزدیک‌ترین مقیاس طبقه‌بندی و مدل‌های گاوسی ترکیبی	تحلیل صوتی و روش یادگیری ماشین	تشخیص زود هنگام عیوب بلبرینگ و استاتور یک موتور القایی تک فاز
[9]	دقت طبقه‌بندی کلی ANFIS برابر ۹۹ درصد	عیب یابی ژنراتور با آنالیز ارتعاشی و ANFIS	عیب یابی ژنراتور الکتریکی خودرو
[10]	بیان پدیده‌های داخل موتور به روش انتشار صدا	تحلیل صوتی و کاربرد شاخص‌های ریشه مجموع مربعات و انرژی مطلق	تشخیص عیب سایش سنه با استفاده از روش انتشار صدا
[11]	تشخیص عیوب الکتروموتور با روش یادگیری ماشین و طبقه‌بندی ترکیبی	تحلیل ارتعاشی و روش یادگیری ماشین و کاربرد طبقه‌بندی چندتایی	تشخیص عیب ماشین‌های الکتریکی دوار



شکل ۱) مراحل انجام تحقیق



شکل ۲) ابزار و وسایل آزمایشی



شکل ۳) میکروفن مورد استفاده جهت داده‌برداری و چگونگی نصب آن

ماشین و سیستم‌های عصبی-فازی در تشخیص عیوب الکتروموتور با دقت بالا است که جنبه نوآوری و برتری این تحقیق را نشان می‌دهد. تحقیق حاضر به دنبال بررسی تشخیص و شناسایی عیوب مکانیکی معمول یک الکتروموتور تک فاز جریان متناوب (شامل خرابی یاتاقان، نابالانسی در محور و سایش در محور)، در دو سرعت کاری متداول (۵۰۰ و ۱۴۰۰ دور در دقیقه) و با استفاده از سیگنال‌های صوتی دریافت شده از هر یک از شرایط الکتروموتور و کاربرد روش یادگیری ماشین برای افزایش دقت در پایش وضعیت مناسب الکتروموتور می‌باشد لذا خوشه‌بندی عیوب مختلف الکتروموتور با استفاده از روش یادگیری ماشین، معرفی روشی برای پایش وضعیت الکتروموتور از طریق آنالیز صوتی و مدل سازی عیوب مختلف الکتروموتور با بهره‌گیری از سامانه استنتاج تطبیقی عصبی فازی ANFIS از جمله اهداف این تحقیق است.

## ۲- مواد و روش تحقیق

برای انجام این تحقیق داده‌های صوتی مربوط به یک نمونه الکتروموتور در حالت‌های مختلف جمع‌آوری شده و پس از پردازش داده‌ها به روش یادگیری ماشین خوشه‌بندی شد. مراحل انجام تحقیق در شکل ۱ نشان داده شده است. این تحقیق روی یک دستگاه الکتروموتور AC کم‌توان تک فاز TABRIZ-IRAN MOTOGEN با توان 1.1 kW، ولتاژ 220/240 V، سرعت 1420 rpm، جریان 7.4 A و فرکانس 50 Hz انجام شد. برای اندازه‌گیری امواج صوتی با فرمت WAV از یک میکروفن صداسنج سیم‌دار مدل YW-001 با محدوده فرکانسی 15-30 kHz، امپدانس 2.2 kΩ، حساسیت 5 ± 5 dB، توسط رابط USB استفاده شد. همچنین از یک دستگاه دورسنج لیزری RM-1501 برای اندازه‌گیری سرعت چرخش الکتروموتور استفاده شد (شکل ۲). حسگر مورد استفاده در قسمت محفظه مدار الکتریکی (جعبه تقسیم) الکتروموتور جاسازی شد (شکل ۳).

بایستی سیگنال‌های صوتی برای کامپیوتر قابل فهم باشد. سیگنال‌های قابل فهم برای کامپیوتر فقط سیگنال‌های دیجیتال هستند. چون خروجی میکروفون یک خروجی آنالوگ بوده و بنابراین نمی‌توانست به طور مستقیم وارد سامانه‌ی کامپیوتری گردد؛ لذا میکروفون را به کارت صوتی لب تاپ وصل نموده و سیگنال‌های صوتی در هر یک از حالت‌های سلامت و خرابی الکتروموتور ثبت و ذخیره شد.

## ۲-۲- محاسبه ویژگی‌های آماری

یکی از بخش‌های مهم در روند پایش وضعیت الکتروموتور بخش استخراج ویژگی است، به این مفهوم که با استفاده از داده‌های صوتی جمع‌آوری شده در حالت سالم یا معیوب، برخی ویژگی‌های آماری محاسبه می‌شود. در این پژوهش مجموعه داده‌های حوزه زمان برای هر حالت، برابر با تعداد ۱۲۰ داده‌ی نمونه و لذا با استفاده از تبدیل فوریه سریع، مجموعه داده‌های حوزه فرکانس نیز، هر کدام ۱۲۰ نمونه می‌باشد. تعداد ۱۰ ویژگی آماری از سیگنال‌های صوتی محاسبه شد. بزرگی و توزیع دامنه سیگنال‌های صوتی در حوزه زمان در شرایط خرابی بلبرینگ با شرایط سالم آن متفاوت بود. همچنین طیف فرکانسی و توزیع آن نیز متغیر بود که این امر بیانگر وجود مولفه‌های جدید در طیف فرکانسی می‌باشد [12]:

Mean (میانگین): برای یک مجموعه داده صوتی، برابر است با مجموع تمام نقاط داده تقسیم بر تعداد نقاط داده.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

Median (میانه): آن مقدار است که مقادیر بالاتر را از مقادیر پایین‌تر در یک نمونه داده جدا می‌کند.

Standard Deviation (انحراف معیار): این پارامتر نشان می‌دهد که به طور میانگین چه مقدار فاصله از بین داده‌های صوتی و مقدار میانگین آن‌ها وجود دارد.

$$(\sigma) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

Kurtosis (چولگی): برای توصیف توزیع داده‌های صوتی داده شده در اطراف میانگین بود.

$$\text{Kurtosis} = \left\{ \frac{n(n-1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \right\} \quad (3)$$

Skewness (کشیدگی): هنگامی که مقدار کشیدگی برابر صفر باشد توزیع داده‌ها طبیعی است ولی در صورتی که کشیدگی منفی باشد، منحنی توزیع داده‌ها در نقطه اوج خوابیده است. این عدم تقارن را از توزیع عادی در مجموعه‌ای از داده‌های آماری توصیف می‌کند.

$$\text{skewness} = \frac{(n)}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \quad (4)$$

Range (دامنه): در مجموعه داده‌ها، تفاوت بالاترین و پایین‌ترین مقادیر صوتی است.

داده‌های صوتی با استفاده از کارت صوتی یک دستگاه لب‌تاپ و کاربرد نرم‌افزار تحلیل سیگنال‌های صوتی AD Sound Recorder و سایر ابزار مورد نیاز جمع‌آوری شد. داده‌برداری برای یک حالت سالم (H) و سه حالت خرابی الکتروموتور به صورت جداگانه، شامل خرابی بلبرینگ (FB)، نابالانسی محور (USH) و سایش در محور (WSH) بود (شکل ۴).

تعداد دوره‌های الکتروموتور ۲ دور شامل ۵۰۰ و ۱۴۰۰ دور در دقیقه و تعداد کل حالت‌های آزمایش ۴ حالت و تعداد تکرار آزمایش‌ها ۳۰ بار بود. بنابراین در مجموع تعداد کل داده‌برداری ۲۴۰ بار (۳۰×۲×۴) از شرایط مختلف الکتروموتور داده‌برداری صورت گرفت. همچنین تعداد ۱۸۰۰۰۰ داده در بازه زمانی ۴ ثانیه ذخیره شد. در الکتروموتورها نوع و شدت خرابی ممکن است متفاوت باشد. در این تحقیق خرابی‌های معمول تر به صورت خرابی و ساییدگی حلقه داخلی بلبرینگ، کاهش قطر محور به اندازه (۱۰) درصد و نابالانسی توسط کاربرد یک وزنه تعادل سربی ۲۰ گرمی بود (جدول ۲).

## ۱-۲- پردازش سیگنال

پردازش سیگنال یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین مباحث در زمینه مهندسی است. پردازش سیگنال‌ها با استفاده از ابزارهای موجود در جعبه ابزار پردازش دیجیتال نرم‌افزار MATLAB و به منظور تبدیل سیگنال‌های آنالوگ در حوزه زمان به داده‌های دیجیتالی حوزه فرکانس انجام گرفت. برای آنکه بتوان توسط یک سامانه کامپیوتری سیگنال‌های صوتی دریافت شده را پردازش کرد،



شکل ۴ خرابی‌های الکتروموتور

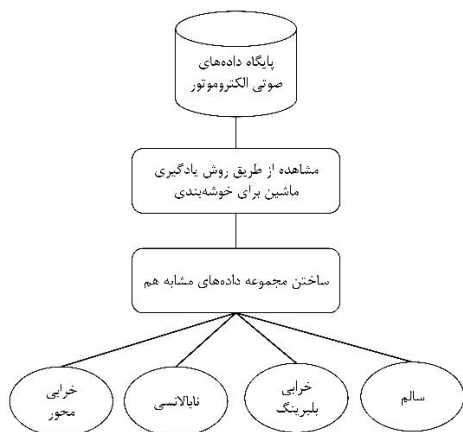
جدول ۲) تعیین عناصر جزئی ناخالص (درصد وزنی) از آنالیز طیف‌سنجی جذب اتمی

نوع عیب	مشخصات عیب
خرابی بلبرینگ	خرابی و ساییدگی حلقه داخلی بلبرینگ
ساییدگی محور	کاهش قطر محور به اندازه ۱۰ درصد
نابالانسی محور	نابالانسی با کاربرد یک وزنه تعادل سربی ۲۰ گرمی

### ۳- نتایج و بحث

نمونه‌هایی از طیف صوتی الکتروموتور در وضعیت‌های مختلف و دور ۵۰۰ و ۱۴۰۰ دور در دقیقه در شکل ۵ نشان داده شده است. همانگونه که از شکل‌های طیف مشاهده می‌شود بین طیف‌های استخراج شده صوتی حالت‌های سالم و حالت‌های مختلف خرابی الکتروموتور اختلاف وجود دارد. خوشه‌بندی به دنبال یافتن گروه‌هایی از داده‌های صوتی مشابه است بدون اینکه از قبل پیش‌بینی در مورد شباهت‌های بین آنها وجود داشته باشد. ابتدا تعداد  $k$  خوشه برای چهار حالت مشخص شد. سپس مراکز آنها مشخص شد (شکل ۶).

سپس نمونه داده‌ها با توجه به میزان نزدیکی یا تشابهی که به یکی از این خوشه‌ها داشتند نسبت داده شد. پس از آن خوشه‌های جدیدی حاصل شد. مطابق شکل ۷ سمت راست در خصوص دور ۵۰۰ دور در دقیقه مراکز هر خوشه مشخص شده و میزان درصد داده‌هایی که به آن خوشه نسبت داده شده است نیز مشخص است. تعداد داده‌های خوشه‌بندی شده در هر حالت ۳۰ عدد و تعداد ۴ خوشه مختلف برای تعداد چهار حالت سالم (H)، خرابی بلبرینگ (FB)، خرابی محور (WSH) و نابالانسی محور (USH) می‌باشد. به عنوان مثال نتایج در خوشه ۱ که مربوط به وضعیت خرابی بلبرینگ است؛ نشان داد تعداد فاصله نسبت داده شده به این حالت ۳۰ عدد و نزدیک به ۲۵ درصد از داده‌های صوتی مورد نظر در این خوشه قرار گرفته‌اند. شکل پراکندگی نمونه‌ها در خوشه‌بندی در دور ۱۴۰۰ دور در دقیقه نشان داده شده است. تعداد داده‌های مورد نظر یعنی ۳۸ نمونه مربوط به هر حالت در خوشه مربوط قرار گرفته اند و درصد اختصاص یافته ۳۲ درصد است. اما در خوشه نابالانسی محور تعداد ۲۶ مورد از نمونه‌ها مربوط به نابالانسی محور الکتروموتور است و ۲۲ درصد از سیگنال‌های صوتی به این خوشه اختصاص یافته است. در این خوشه تعداد ۳ مورد از داده‌های صوتی به حالت نابالانسی محور الکتروموتور تخصیص داده شده و ۱ مورد هم به حالت خرابی بلبرینگ اختصاص یافته است. یک



شکل ۶) مراحل خوشه‌بندی داده‌های صوتی برای سیستم تشخیص عیب الکتروموتور

Maximum Value (مقدار حداکثر): حداکثر مقدار در یک مجموعه داده صوتی بود.

Mimum Value (مقدار حداقل): حداقل مقدار در یک مجموعه داده معین است.

Sum (مجموع): جمع کل مقادیر یک مجموعه داده معین است. Variance (واریانس  $S^2$ ): یک شاخص پراکندگی است که میانگین مجموع مجزورات انحراف داده از مقدار میانگین را نشان می‌دهد و در واقع مجذور انحراف معیار است.

### ۲-۳ خوشه‌بندی و انتخاب ویژگی‌ها

پس از داده‌برداری و پردازش سیگنال صوتی، داده‌ها در هریک از حالت‌های سالم و خرابی الکتروموتور به روش  $k$  mean همانند روش فازی خوشه‌بندی شد. خوشه‌بندی از روش‌های یادگیری ماشین بدون نظارت است به طوری که مشاهدات در داخل یک خوشه مبنی بر معیارهایی از پیش تعیین شده مشابه باشند و مشاهداتی که در سایر خوشه‌ها قرار دارند بدون شباهت باشند. از نرم افزار وکا ورژن 3.6.9 براساس روش جست‌وجوی رنکر اقدام شد. توسط آن نقاطی به عنوان مراکز خوشه‌ها که همان میانگین داده‌های صوتی متعلق به هر خوشه بود به دست آمد. همچنین هر نمونه داده صوتی به یک خوشه که آن داده کمترین فاصله را تا مرکز خوشه‌ها داشت نسبت داده شد.

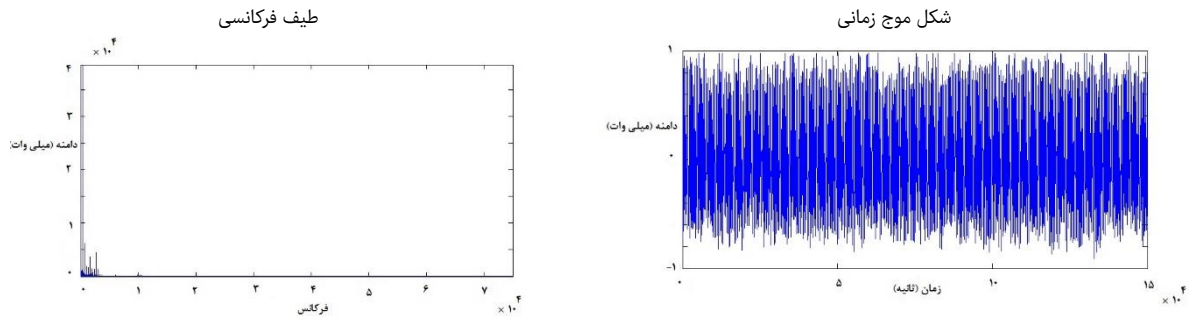
هدف الگوریتم  $k$  mean کمینه کردن تابع هدف زیر است [13]:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x^{(j)}_i - c_j\| \quad (5)$$

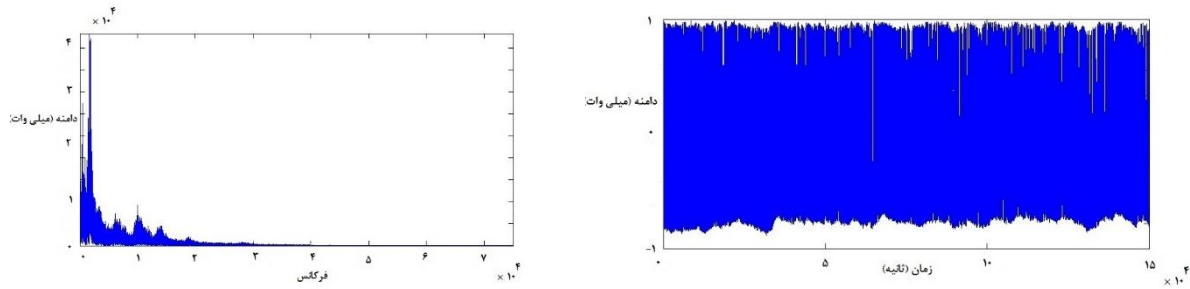
الگوریتم در معادله فوق مقدار نرم، معیار فاصله انتخاب شده بین نقطه داده  $x^{(j)}_i$  و مرکز خوشه  $c_j$  است. منظور از حرف  $k$  یعنی هدف این الگوریتم یافتن تعداد ثابتی از مجموعه‌ها براساس نزدیکی نقاط داده‌ها به یکدیگر است.

### ۲-۴ طبقه‌بندی عیوب

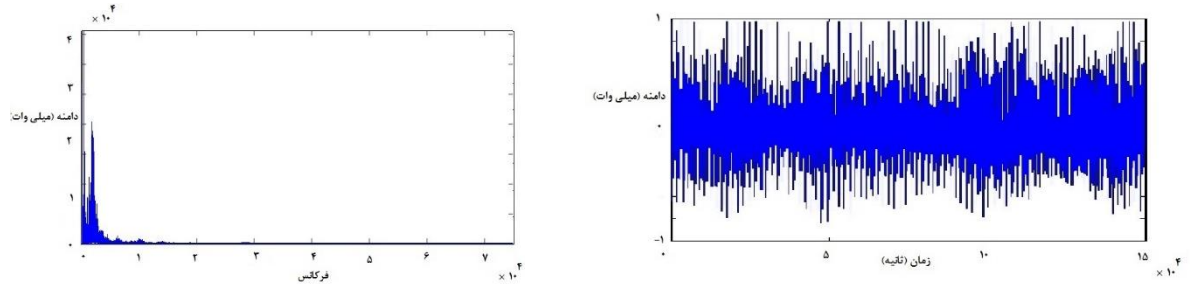
ترکیب سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی است و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، منجر به تولید سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی برای طبقه‌بندی عیوب شده است. پس از مدل سازی نسبت به ارزیابی مدل‌ها با معیارهای میانگین مربعات خطا (MSE)، مجموع مربعات خطا (SSE)، ضریب همبستگی (R)، خطای میانگین مطلق (MAE)، و برای پیش‌بینی میزان اعتبار مدل‌ها از دو شاخص درصد حساسیت (S%) به مفهوم تعداد تصمیم‌های مثبت صحیح تقسیم بر تعداد کل تصمیم‌های مثبت ممکن و نیز درصد دقت طبقه‌بندی کل (TP%) به مفهوم تعداد کل تصمیم‌های صحیح تقسیم بر تعداد کل تصمیم‌های ممکن استفاده شد. پس از آن نسبت به مقایسه بحث و نتایج و جمع‌بندی یافته‌های به دست آمده و اظهار نظر در خصوص روش به کار رفته اقدام گردید.



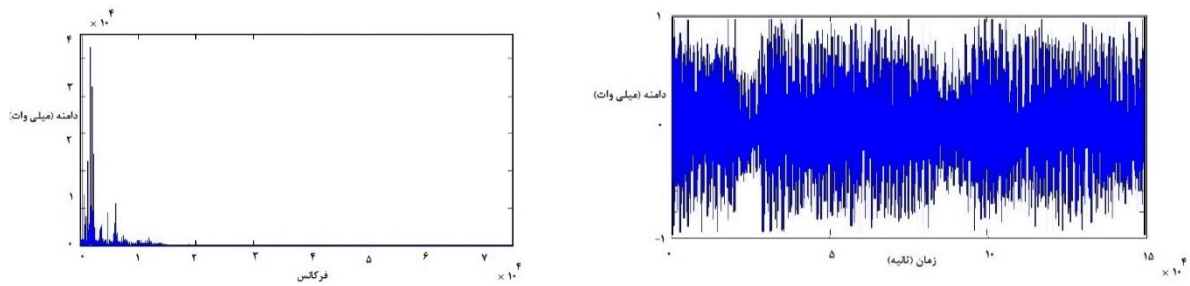
وضعیت H مربوط به دور ۱۴۰۰ در دقیقه



در وضعیت FB مربوط به دور ۱۴۰۰ در دقیقه

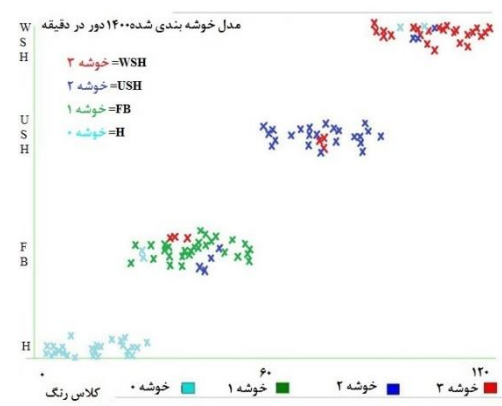


وضعیت USH مربوط به دور ۱۴۰۰ در دقیقه

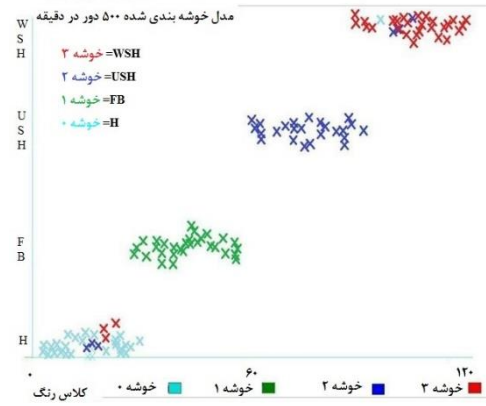


وضعیت WSH مربوط به دور ۱۴۰۰ در دقیقه

شکل ۵) شکل موج زمانی فرکانسی سیگنال‌های صوتی الکتروموتور



(ب)



(الف)

شکل ۷) (الف) پراکنندگی نمونه‌ها در خوشه‌بندی مربوط به دور ۵۰۰ در دقیقه. (ب) پراکنندگی نمونه‌ها در خوشه‌بندی مربوط به دور ۱۴۰۰ در دقیقه

جدول ۳) نتایج خوشه‌بندی داده‌های صوتی الکتروموتور با روش simple k mean clusters

مجموع مربعات خطا (SSE)	تعداد کل	۳		۲		۱		۰		دور در دقیقه
		درصد (%)	فاصله	درصد (%)	فاصله	درصد (%)	فاصله	درصد (%)	فاصله	
۱۸/۵۵	۱۲۰	۲۶	۳۱	۲۰	۲۴	۲۵	۳۰	۲۹	۳۵	۵۰۰
۱۵/۹۱	۱۲۰	۲۴	۲۹	۲۲	۲۶	۳۲	۳۸	۲۳	۲۷	۱۴۰۰

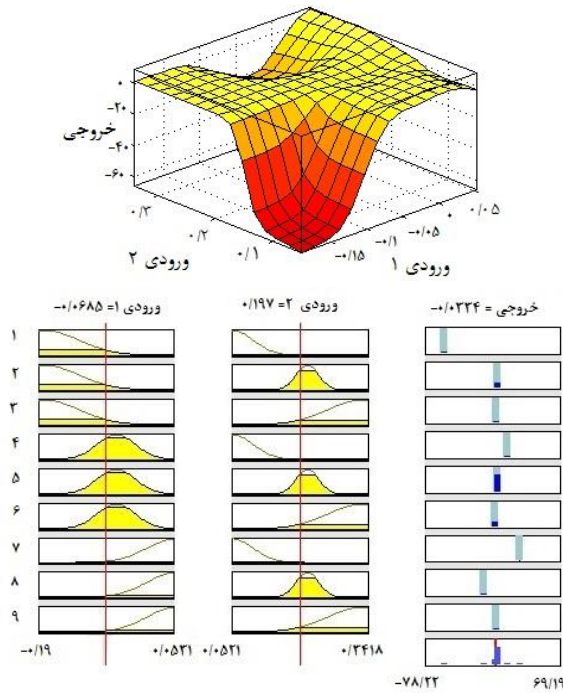
برای ارزیابی خوشه‌بندی یکنواختی توزیع داده‌ها در اطراف مراکز خوشه‌ها مورد بررسی قرار گرفت. براساس نتایج توزیع داده‌ها در اطراف مراکز خوشه‌ها به نسبت از یکنواختی مناسبی برخوردار بود. این قضیه توانست اطلاعات مفیدی را در خصوص توزیع سیگنال-ها و نسبت آنها به هر حالت به ما بدهد و در دوره‌های مختلف شرایط آزمایشی الکتروموتور به ما کمک نماید. همانگونه که مشاهده می‌شود ویژگی‌های سیگنال‌های صوتی در دقت خوشه‌بندی مؤثر هستند. لیکن براساس تقسیم اعضا در مجموعه‌های مختلف دو واژه طبقه‌بندی و خوشه‌بندی استفاده می‌شود. باید توجه داشت اگرچه در هر دو روش هدف قراردادن اعضا براساس شباهت‌هایشان در چندین مجموعه بود اما در اصل خوشه‌بندی با طبقه‌بندی متفاوت است. هدف از طبقه‌بندی قراردادن اعضا در مجموعه‌های از پیش تعیین شده است اما در خوشه‌بندی هیچ گونه قضایاتی از قبل در مورد تعداد مجموعه‌های استخراج شده وجود ندارد و لذا فقط پس از تحلیل براساس روش‌های آماری تعداد خوشه‌ها تعیین می‌گردد. خوشه‌بندی یک فرآیند دسته‌بندی بدون نظارت است و طبقه‌بندی یک فرآیند دسته‌بندی کننده با نظارت است لذا پس از خوشه‌بندی لازم بود به منظور طبقه‌بندی عیوب نسبت به مدل سازی با ANFIS پرداخته شود. به منظور طبقه‌بندی عیوب، تعدادی از ویژگی‌های آماری مناسب جهت افزایش دقت طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت. برای همین منظور از روش انتخاب ویژگی‌ها PCA بهره گرفته شد (جدول ۴). همانطور که از شکل ۸ دیده می‌شود ویژگی‌ها در دوره‌ها متفاوت بود. در دور ۵۰۰ دور در دقیقه از بین تعداد ۱۰ ویژگی مورد نظر ویژگی‌های دامنه، میانه، واریانس، انحراف معیار و چولگی به عنوان ویژگی‌های برتر انتخاب شد. همچنین در خصوص دور ۱۴۰۰ دور در دقیقه تعداد ۵ ویژگی شامل ویژگی‌های کمینه، چولگی، انحراف معیار، واریانس و میانه به عنوان ویژگی‌های برتر انتخاب شد. اما به منظور کاهش بیشتر در تعداد ویژگی‌ها و انتخاب مناسب‌ترین ویژگی‌ها برای مدل سازی و با توجه به اینکه در هر دو سرعت ۵۰۰ و ۱۴۰۰ دور در دقیقه تعداد ویژگی‌های مشترک زیاد بود لذا از بین ۱۰ ویژگی، ویژگی‌های مشترک برای مدل سازی انتخاب گردید. آنها شامل چولگی، انحراف معیار، میانه و واریانس

جدول ۴) ویژگی‌های انتخاب شده به روش PCA

ردیف	مدل‌ها	دور	ویژگی‌های انتخاب شده
۱	مدل ۱	۱۴۰۰	مینیمم، چولگی، انحراف معیار، واریانس، میانه
۲	مدل ۲	۵۰۰	دامنه، میانه، واریانس، انحراف معیار، چولگی
۳	ویژگی‌های مشترک		چولگی، انحراف معیار، میانه، واریانس

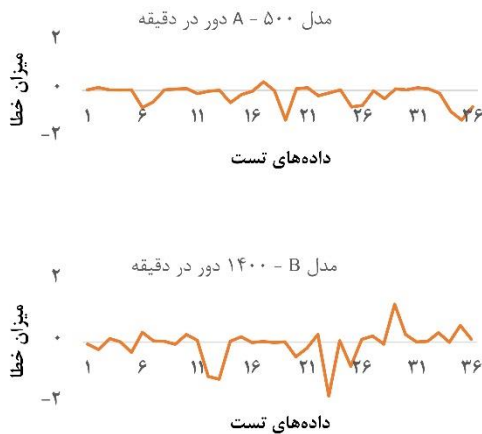
نمونه هم مربوط به خوشه حالت سالم است که به اشتباه در خوشه خرابی محور قرار گرفته است. همین طور در خوشه مربوط به خرابی محور تعدادی از نمونه‌ها مربوط به خوشه نامتعادل است که در خوشه خرابی محور قرار گرفته است. این قضیه نشانه وجود خطا است. همچنین قراردادن نمونه‌های مشترک در حالت‌های خرابی محور و نامتعادل محور این قضیه را نشان می‌دهد که احتمالاً داده‌های این دو حالت با هم تشابه نزدیک‌تر داشته‌اند.

جدول ۳ نتایج خوشه‌بندی داده‌های صوتی الکتروموتور و تعداد فاصله سیگنال‌های صوتی در خوشه‌بندی قرار گرفته در هر حالت را هم نشان می‌دهد. به عنوان مثال در دور ۵۰۰ دور در دقیقه در حالت خوشه صفر فاصله سیگنال‌های صوتی ۳۶ عدد و درصد آن ۳۰ درصد نشان داده شده است. این در حالی است در خوشه مربوط به خوشه شماره ۲ که مربوط به حالت خرابی بلبرینگ الکتروموتور است از تعداد کل نقطه سیگنال‌ها که ۱۲۰ عدد برای چهار حالت الکتروموتور بودند تعداد ۳۰ فاصله در نظر گرفته شده است و مقدار ۲۵ درصد از داده‌ها به این خوشه اختصاص یافته است. از آنجا که برای حالت خرابی الکتروموتور تعداد ۳۰ بار داده‌برداری در دور ۵۰۰ دور در دقیقه صورت گرفت و از طرفی تعداد ۳۰ نقطه سیگنال در هر ویژگی در خوشه‌بندی قرار گرفت؛ لذا این قضیه نشان از دقت صد درصدی صحت خوشه‌بندی در حالت خرابی بلبرینگ الکتروموتور می‌باشد. همچنین در جدول نتایج خوشه‌بندی، مقدار مجموع مربعات خطا به عنوان یک پارامتر برای ارزیابی اعتبار خوشه‌بندی در هر دو سرعت ۵۰۰ و ۱۴۰۰ دور در دقیقه آمده است. همانطور که از شکل ۷ سمت چپ پراکندگی نمونه‌ها در خوشه-بندی در دور ۱۴۰۰ دور در دقیقه نمایان است در خصوص خوشه USH یعنی حالت نامتعادل محور الکتروموتور، از بین تعداد ۳۰ سیگنال صوتی که در خوشه‌بندی قرار گرفته، تعداد ۳ داده سیگنال مربوط به خوشه WSH یعنی وضعیت خرابی در محور الکتروموتور است که به اشتباه در خوشه مربوط به وضعیت نامتعادل محور الکتروموتور قرار گرفته است. در دور ۱۴۰۰ دور در دقیقه هم همچون دور ۵۰۰ دور در دقیقه پراکندگی نقطه سیگنال‌های صوتی در خوشه‌بندی نسبت به سایر وضعیت‌ها دارای تشابه بیشتری است که این امر می‌تواند دلیل بر این باشد که سیگنال‌های صوتی حالت‌های خرابی محور و نابالانسی آن از نظر صدای خروجی ناشی از عیب در ضمن داده‌برداری تشابه بیشتر داشته و یا ناشی از خطای داده‌برداری یا خطای خوشه‌بندی ممکن است باشد. پراکندگی سیگنال‌های صوتی در خوشه‌بندی، تفاوت شدت رنگ اعضا و فاصله بین خوشه‌ها نشان از دوری مراکز بین خوشه‌هاست.



شکل ۹) نمودار قوانین فازی سطوح در فرآیند مدل سازی ANFIS

در فرآیند آموزشی تعداد توابع عضویت (Membership Function) در ساختار ورودی شبکه برابر ۳ بود و نوع آن‌ها با کمترین میزان خطا انتخاب شد. در قسمت تابع عضویت خروجی، نوع آن به صورت خطی انتخاب شد. نمودار خطا برحسب دوره‌های آموزش هم به دست آمد. نتایج حاصله مقادیر آزمایشی به ازای مقادیر پیشگویی شده به دست آمد. میزان خطاهای ناچیز در خصوص هر یک از سیگنال های ورودی به ازای سیگنال‌های خروجی نمودارهای شکل ۱۰ نشان داد که سیستم تشخیص عیب الکتروموتور طراحی شده دارای دقت زیادی است. به طوری که میزان میانگین ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا مدل به ترتیب برابر ۰/۹۲ و ۹/۲۵ بود.

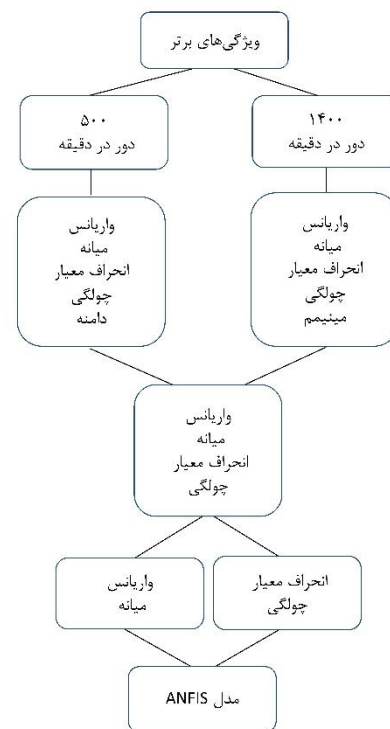


شکل ۱۰) نمودار خطا

داده‌های صوتی بودند. سپس از میان ۴ ویژگی‌های برتر مشخص شده، ۲ ویژگی که از طریق آزمون و خطا کمترین خطا را دارا بودند در هر یک از مدل‌ها استفاده گردید. مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل مدل A برای سرعت ۵۰۰ دور در دقیقه با استفاده از دو ویژگی واریانس و میانه، مدل B برای سرعت ۵۰۰ دور در دقیقه با استفاده از دو ویژگی چولگی و انحراف معیار، مدل C برای سرعت ۱۴۰۰ دور در دقیقه با استفاده از دو ویژگی واریانس و میانه و مدل D برای سرعت ۱۴۰۰ دور در دقیقه با استفاده از دو ویژگی چولگی و انحراف معیار است.

### ۳-۱- نتایج تحلیل مدل ANFIS

به منظور طبقه‌بندی عیوب الکتروموتور از نرم افزار MATLAB ورژن 7.10.0.499 استفاده شد. در فرآیند مدل سازی تابع عضویت حالات ورودی، به صورت سعی و خطا از نوع گاوسی انتخاب شد. سه مجموعه الگوی ورودی-خروجی فازی آموزش و تست به جعبه ابزار ANFIS معرفی شد. درصد آنها به ترتیب برابر ۷۰ و ۳۰ بود. تعداد دوره‌های آموزش ۱۰ بود. پس از ساخت شبکه و تست درصد خطای آن، شبکه ذخیره گردید تا به کمک آن نتیجه نهایی به دست آید. سپس نمودار سطوح و شکل قواعد فازی در فرآیند مدل سازی با ANFIS در هر یک از حالت‌ها به دست آمد (شکل ۹). نمودار سطوح تأثیر برای هر یک از ورودی‌ها به ازای خروجی قابل مشاهده بود تأثیر ورودی بر خروجی در خصوص هر نقطه سیگنال را به وضوح می‌توان مشاهده نمود.



شکل ۸) نمودار انتخاب ویژگی‌های برتر برای سیستم تشخیص عیب الکتروموتور به روش یادگیری ماشین



جدول ۶) ماتریس اغتشاش حاصل از سیستم طبقه‌بندی کننده عیب الکتروموتور

دور	مدل	خروجی/حالت	H	FB	WSH	USH	S (%)	TP (%)	
۹۵/۲	A	H	۲۸	۲	۰	۰	۹۳/۳۳		
		FB	۰	۳۰	۰	۰	۱۰۰		
		WSH	۰	۰	۲۶	۴	۹۰		
۵۰۰ rpm	A	USH	۰	۰	۱	۲۹	۹۶/۶۷		
		H	۲۸	۲	۰	۰	۹۳/۳۳		
		FB	۰	۳۰	۰	۰	۱۰۰		
۹۵/۲۳	B	WSH	۰	۰	۲۸	۲	۹۳/۳۳		
		USH	۰	۰	۱	۲۹	۹۶/۶۷		
		H	۲۹	۱	۰	۰	۹۶/۶۷		
۹۵/۶۰	C	FB	۰	۲۹	۰	۱	۹۶/۶۷		
		WSH	۰	۱	۲۶	۴	۸۶/۶۷		
		USH	۰	۰	۰	۳۰	۱۰۰		
۱۴۰۰ rpm	C	H	۲۹	۰	۱	۰	۹۶/۶۷		
		FB	۰	۲۸	۱	۱	۹۳/۳۳		
		WSH	۰	۰	۲۹	۱	۹۷/۲۲		
۹۶/۸۲	D	USH	۰	۰	۰	۳۰	۱۰۰		
		میانگین(درصد)						۹۵/۶۳	

خوبی توانست عیوب بلبرینگ الکتروموتور را تشخیص دهد. نتایج طبقه‌بندی در خصوص سایر حالت‌ها در جدول ۶ نشان داده شده است. در مجموع میانگین حساسیت طبقه‌بندی کننده مقدار ۹۵/۶۳ درصد و دقت طبقه‌بندی کلی ۹۵/۷۱ درصد بود. بیشترین دقت طبقه‌بندی کلی مربوط به مدل D و مقدار ۹۶/۸۲ درصد به دست آمد.

این در حالی است که در تشخیص عیوب هوشمند موتور استارت از طریق سیگنال‌های ارتعاشی با استفاده از ANFIS، دقت طبقه‌بندی کلی ۸۶/۶۷ درصد بود [12]. در تشخیص عیوب مکانیزم کلاچ تراکتور با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی به کمک ANFIS، دقت طبقه‌بندی کلی در وضعیت نصب حسگر به صورت عمودی و افقی به ترتیب ۹۹/۱۴ و ۱۰۰ درصد بود [8]. همچنین در تحقیق مربوط به تشخیص و طبقه‌بندی عیوب ژنراتور، دقت طبقه‌بندی کلی ANFIS برابر ۹۹ درصد بود [9]. در تحقیقی که به منظور تشخیص و طبقه‌بندی عیب یاتاقان با تحلیل سیگنال‌های صوتی انجام گرفت دقت طبقه‌بندی ۹۵/۵ درصد به دست آمد [14]. در تحقیق دیگر، دقت طبقه‌بندی عیوب مختلف بلبرینگ مربوط به یک موتور دنده‌ای صنعتی براساس شاخص‌های آماری و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی در حدود ۹۷/۳۸ درصد بود [15]. در تحقیق حاضر، نتایج حاصل نشان داد که عیوب مختلف الکتروموتور با دقت طبقه‌بندی کلی ۹۵/۹۱ درصد با استفاده از آنالیز سیگنال‌های صوتی و استفاده از روش یادگیری ماشین قابل شناسایی است. نتایج حاصل از این تحقیق با تحقیقات انجام شده مشابه همسو می‌باشد.

### ۳-۲- نتایج ارزیابی مدل‌ها

بنابر نتایج حاصل و بررسی شاخص‌های آماری برای ارزیابی مدل ارائه شده مشخص است که مقادیر کوچک شاخص‌های MAE، SSE و MSE و همچنین مقادیر شاخص ضریب همبستگی بالا و نزدیک به ۱ در هر دور، نشان از دقت بالای سیستم تشخیص عیب می‌باشد. میانگین میزان ضریب همبستگی مربوطه در مدل‌های با سرعت ۵۰۰ دور در دقیقه میزان ۰/۹۵۵ و در خصوص سرعت ۱۴۰۰ دور در دقیقه به میزان ۰/۸۸ بود. نتایج حاصله از میزان اعتبار بیشتر مدل‌سازی حکایت دارند (جدول ۵). مقادیر ضریب همبستگی بالا نشان دهنده همبستگی قوی بین مقادیر آزمایشی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط سیستم تشخیص عیب مطرح شده بود.

براساس ماتریس اغتشاش حاصل از سیستم طبقه‌بندی کننده عیوب الکتروموتور، خطای تشخیص عیب در هر یک از دوره‌های مختلف الکتروموتور ۵۰۰ دور در دقیقه (مدل‌های A و B) و ۱۴۰۰ دور در دقیقه (مدل‌های C و D) به دست آمد (جدول ۶). مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر خروجی نزدیک و میزان خطا در حد ناچیز بود که این نشان از کارایی بالای سیستم تشخیص عیب معرفی شده بود. براساس نتایج بیشترین میزان دقت در مدل D به دست آمد و مقدار آن ۹۶/۸ درصد دست آمد. در بقیه مدل‌ها هم براساس نتایج موجود، میزان دقت بالا به دست آمده است که نشان دهنده دقت تشخیص بالای سیستم است. میزان دقت سیستم تشخیص عیب برای الکتروموتور در دور ۵۰۰ دور در دقیقه در مدل A حدود ۹۵/۲ درصد، مدل B، حدود ۹۵/۲۳ درصد و همچنین برای دور ۱۴۰۰ دور در دقیقه در مدل C، ۹۵/۶ درصد بود. براساس نتایج و مقایسه تحقیقات انجام شده پیشین دقت تشخیص عیوب در این تحقیق مطلوب ارزیابی می‌گردد. نتایج تعیین اعتبار دقت طبقه‌بندی عیوب الکتروموتور در ماتریس اغتشاش نشان داده شد (جدول ۶). به عنوان مثال در مدل ANFIS-A از تعداد ۳۰ داده آزمایش در حالت سالم، تعداد ۲۸ پاسخ سیگنال صوتی به طور صحیح تشخیص داده شد و تعداد ۲ پاسخ سیگنال صوتی به اشتباه در گروه خرابی بلبرینگ قرار داده شد. همچنین در مورد خرابی بلبرینگ از تعداد ۳۰ سیگنال صوتی همگی به صورت پاسخ‌های صحیح تشخیص داده شد. یکی از خرابی‌های مورد نظر در الکتروموتور خرابی بلبرینگ بود؛ براساس نتایج مدل طبقه‌بندی کننده، این تحقیق به

جدول ۵) شاخص‌های آماری مربوط به مدل‌های طبقه‌بندی عیوب الکتروموتور

دور	نام مدل	MSE	MAE	SSE	R
۵۰۰ (rpm)	A	۰/۱۸	۰/۲۶	۶/۴۸	۰/۹۵
	B	۰/۱۳	۰/۲۱	۴/۶۹	۰/۹۶
	میانگین	۰/۱۵۵	۰/۲۳۵	۵/۵۸	۰/۹۵۵
۱۴۰۰ (rpm)	C	۰/۲۵	۰/۲۹	۹/۱۶	۰/۹۲
	D	۰/۴۷	۰/۳۲	۱۶/۶۷	۰/۸۳
	میانگین	۰/۳۶	۰/۳۱	۱۲/۹۲	۰/۸۸

## ۴- نتیجه‌گیری

براساس نتایج پایش وضعیت الکتروموتور موجب کاهش توقفات الکتروموتور و ادامه روند کار آن در صنعت می‌شود. الکتروموتور از طریق پایش وضعیت مناسب آن هزینه‌های تعمیراتی الکتروموتور کاهش می‌یابد. با تشخیص هوشمند می‌توان با دقت و سرعت بالا، عیوب مختلف الکتروموتور را تشخیص داد که این امر به افزایش عمر کارکرد الکتروموتورها کمک می‌نماید. براساس نتایج حاصل از مدل‌سازی و طبقه‌بندی عیوب:

۱- نتایج انتخاب ویژگی با روش PCA نشان داد که از بین ویژگی‌های انتخاب شده ویژگی مربوط به انحراف معیار سیگنال‌های صوتی در همه حالت‌ها، به عنوان یکی از برترین ویژگی‌ها در فرآیند مدل‌سازی استفاده شد.

۲- بالاترین ضریب همبستگی مطابق جدول خروجی، برای سرعت ۵۰۰ دور در دقیقه در مدل B و برای سرعت ۱۴۰۰ دور در دقیقه در مدل C، به ترتیب ۰/۹۶ و ۰/۹۲ می‌باشد.

۳- مقایسه میانگین دقت طبقه‌بندی کلی سامانه استنتاج تطبیقی عصبی فازی در مدل‌های مختلف نشان داد که بیشترین دقت طبقه‌بندی کلی در مدل D و برابر مقدار ۹۶/۸ درصد بود.

۴- نتایج حاصل نشان داد که عیوب مختلف الکتروموتور با دقت طبقه‌بندی کلی ۹۵/۷۱ درصد و حساسیت کلی ۹۵/۶۳ درصد با استفاده از تحلیل سیگنال‌های صوتی و استفاده از روش یادگیری ماشین قابل شناسایی است.

**تشکر و قدردانی:** از کلیه عزیزانی که در انجام این پژوهش نویسندگان را یاری نمودند، سپاسگزاری می‌شود.

**تأییدیه اخلاقی:** نویسندگان تأیید می‌کنند که تمامی نتایج ذکر شده در این مقاله صرفاً حاصل فعالیت‌های پژوهشی نویسندگان مقاله است و براساس نتایج پایان نامه کارشناسی ارشد با عنوان "تشخیص آکوستیکی عیوب الکتروموتور با استفاده از روش یادگیری ماشین" نگاشته شده است.

**تعارض منافع:** پژوهش فوق هیچ‌گونه تعارض منافی با سازمان‌ها و اشخاص ندارد.

**سهم نویسندگان:** وفا صمدی (نویسنده اول)، نگارنده مقدمه/پژوهشگر اصلی/نگارنده بحث (۴۰٪)؛ مصطفی مصطفایی (نویسنده دوم)، روش‌شناس/تحلیلگر آماری/نگارنده بحث/پژوهشگر اصلی (۴۰٪)؛ علی نجات لریستانی (نویسنده سوم)، تحلیلگر آماری/نگارنده بحث/پژوهشگر اصلی (۲۰٪).

**منابع مالی:** کلیه هزینه‌ها توسط استاد راهنما و از محل اعتبار پژوهشی پایان‌نامه تأمین شده است و پژوهش فاقد حامی مالی می‌باشد.

## منابع

- ۱- ابراهیمی، ا.، باوند پور، م. و آستان، ن. پایش وضعیت مکانیزم نگهدارنده کلاچ تراکتورمسی فرگوسن ۲۸۵ به کمک آنالیز ارتعاشی و ANFIS، مجله مهندسی زیست سامانه، ۱۳۹۱، جلد ۳، شماره ۱، صفحه ۵۲-۷۰.
- ۲- الماسی، ح. و رستگار فاطمی، س. تشخیص عیب گیربکس در موتورهای القایی با استفاده از آنالیز سیگنال جریان، چهارمین کنفرانس ملی ایده‌های نو، ۱۳۹۴، دانشگاه آزاد واحد اصفهان (خوراسگان).
- ۳- پایگانه، غ.، نوری خاجوی تهرانی، م.، اسماعیلی، ا. و قاسمی، ا. تشخیص و طبقه‌بندی عیوب موتور احتراق داخلی با استفاده از تبدیل موجک گسسته و شبکه عصبی مصنوعی ششمین کنفرانس تخصصی پایش وضعیت و عیب‌یابی ایران، ۱۳۹۰، تهران، دانشگاه صنعتی شریف.
- ۴- زمانی، م.، ابونجمی، م. و حسن‌بیگی، س. طراحی، ساخت و آزمون سامانه پایش وضعیت جعبه دنده با کمک پردازش سیگنال‌های صوتی، نشریه ماشین‌های کشاورزی، جلد ۶، شماره ۲، نیمسال دوم، ۱۳۹۵، صفحه ۳۳۲-۳۲۵.
- 5- Steel JA, Reuben RL. Recent developments in monitoring of engines using acoustic emission. The Journal of Strain Analysis for Engineering Design. 2005 Jan 1;40(1):45-57.
- 6- Barelli L, Bidini G, Buratti C, Mariani R. Diagnosis of internal combustion engine through vibration and acoustic pressure non-intrusive measurements. Applied Thermal Engineering. 2009 Jun 1;29(8-9):1707-13.
- 7- Glowacz A, Glowacz W, Glowacz Z, Kozik J. Early fault diagnosis of bearing and stator faults of the single-phase induction motor using acoustic signals. Measurement. 2018;113:1-9.
- ۸- ابراهیمی، ا.، ملازاده، ک. تشخیص عیب هوشمند موتور استارت تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵ با استفاده از پایش وضعیت و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی، ۱۳۸۹، ششمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون، ایران، کرج.
- ۹- نوری خاجوی، م.، ربیعی، ع. و نصیری، ص. پایش وضعیت و عیب‌یابی ژنراتور الکتریکی خودرو با استفاده از سیگنال‌های ارتعاشی و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی فازی. فصلنامه علمی پژوهشی مکانیک هوا فضا، جلد ۳۱، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۴، صفحه ۳۳-۳۰.
- ۱۰- جعفری، س. مهدیقلی، ح. بهزاد، م. تشخیص عیب سایش سنبه با استفاده از روش انتشار صدا، فصلنامه علمی پژوهشی، تحقیقات موتور سال هشتم چاپ بیست و چهار پاییز ۱۳۹۰.
- 11- Dineva A, Mosavi A, Gyimesi M, Vajda I, Nabipour N, Rabczuk T. Fault diagnosis of rotating electrical machines using multi-label classification. Applied Sciences. 2019;9(23):5086.
- 12- Ebrahimi E, Mollazade K. Intelligent fault classification of a tractor starter motor using vibration monitoring and adaptive neuro-fuzzy inference system. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring. 2010;52(10):561-6.
- 13- Likas A, Vlassis N, Verbeek JJ. The global k-means clustering algorithm. Pattern recognition. 2003 ;36(2):451-61.
- 14- Amarnath M, Sugumaran V, Kumar H. Exploiting sound signals for fault diagnosis of bearings using decision tree. Measurement. 2013;46(3):1250-6.
- 15- Abdelkrim C, Meridjet MS, Boutasseta N, Boulouar L. Detection and classification of bearing faults in industrial geared motors using temporal

---

features and adaptive neuro-fuzzy inference system.  
Heliyon. 2019;5(8):e02046.