

Monitoring and Troubleshooting Alstom Locomotive Blowers using Vibration Analysis and Support Vector Machine

M. Zakizadeh¹, A. Jamali¹, M. Rafeeyan^{2*}, H. Saeedi³, A. Chaibakhsh¹

¹ Department of Mechanical Engineering, Guilan University, Guilan, Iran

² Department of Mechanical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

³ Department of Electrical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

ABSTRACT: Vibration analysis is one of the most practical methods for monitoring and troubleshooting rotating equipment. In this research, vibration analysis and support vector machine algorithms were used for monitoring and troubleshooting Alstom locomotive blowers. First, vibration data were collected from the blowers and the received signals were categorized into four groups: healthy blowers and blowers with problems of unbalance, loose shaft (base), and warped blades. Sixteen frequency and time features were then extracted from the received signals. Because in rotating systems, the ratio of the intensity of vibrations in the harmonics of the rotation of the machine can help diagnose the faults, the ratios of all features were calculated and defined as new features. The accuracy of the network can be sometimes lowered by the multitude of features, thus, a t-test filter was inserted into the support vector machine algorithm to select the features. The results show that the t-test filter increased the accuracy of the support vector machine algorithm. Finally, the feature selection of this network was compared with the feature selection by the genetic algorithm. The results show that the network designed in this research has a better performance in feature selection than the genetic algorithm.

Review History:

Received: Mar. 15, 2022

Revised: Jul. 13, 2022

Accepted: Aug. 11, 2022

Available Online: Aug. 23, 2022

Keywords:

Vibration analysis

Signal processing

Support vector machine

T test

Blower

1- Introduction

It is necessary to monitor and troubleshoot the locomotive parts because their defects can cause plenty of repair costs as well as railway blockage. Blowers are very important parts of the locomotives, which are in charge of cooling the generator and the traction motor. Thus, it is very important to diagnose their defects in time. The use of vibration analysis is very common in detecting faults in rotating machines, and many manuals have already been published in this regard [1-3]. In recent years, the use of machine learning algorithms such as K-Nearest Neighbors (KNN), Artificial Neural Networks (ANN), and Support Vector Machines (SVM) have become common for detecting and classifying defects [4, 5]. Feature selection is one of the most important issues in machine learning. In this research, the t-test and SVM algorithm are combined to yield an intelligent algorithm for feature selection, which can determine the optimal feature vector for a support vector machine and select features that are effective in decision-making.

2- Methodology

At first, vibration data were collected from the blower of Alstom locomotives, and 16 frequency and time features were extracted from the vibration signals. Defects in the rotating parts such as unbalance, misalignment, and blade

warp can cause an increase in the intensity of vibrations at a frequency of one, two, and three times rotation. In order to identify the defects from one another, the ratios of the intensity of vibrations at the frequencies had to be taken into consideration. Therefore, the ratios of extracted features were also calculated and defined as new features. Next, a t-test was used in the support vector machine algorithm to remove the ineffective features and select the best feature vector to obtain the highest accuracy of classification in the network. The T-test is a statistical test that compares the mean and variance of features extracted from two separate groups and selects the features with a significant difference in different groups. There is a coefficient called alpha coefficient in the t-test, which determines the significance level of the test. When the alpha coefficient changes, the degree of strictness in selecting the feature changes (The lower the alpha coefficient, the lower the number of selected features). Because the number of selected features and the accuracy of the network changes as the alpha coefficient changes, the MATLAB program is written in such a way that the alpha coefficient varies from 0.001 to 0.1. Then, for each alpha, the selected feature vector is given to the support vector machine algorithm. Finally, the optimal alpha and feature vector are selected according to the accuracy of the network.

*Corresponding author's email: rafeeyan@yazd.ac.ir

		Confusion Matrix		
Output Class	0	38 56.7%	8 11.9%	82.6% 17.4%
1	0 0.0%	21 31.3%	100% 0.0%	
	0	1		
		Target Class		

Fig. 1. Confusion matrix of the neural network without t-test filter

		Confusion Matrix		
Output Class	0	38 56.7%	2 3.0%	95.0% 5.0%
1	0 0.0%	27 40.3%	100% 0.0%	
	0	1		
		Target Class		

Fig. 2. Confusion matrix of neural network with t-test filter

3- Discussion and Results

In order to check the effectiveness of the method proposed in this research, first, 136 features detected from the vibration signals of healthy and defective blowers, without a T-test filter, were given as input to the support vector machine network. The overall accuracy of the network was 1.88, whose confusion matrix is shown in Fig. 1. After using the t-test filter, 65 features out of 136 features were extracted, selected, and given as input to the support vector machine network. As a result, the accuracy of the network increased to 97%, which shows the positive effect of the t-test filter on the classification accuracy (Fig. 2).

4- Conclusion

This paper reports on proposing a new method for feature selection and the classification of blower defects via the use of a t-test in the support vector machine algorithm. The results showed that the proposed method can identify the effective data in decision-making well and increase the classification accuracy by choosing the proper feature vector. The method could detect the unbalance defects, looseness of the shaft, and warped blades with an accuracy of more than 90% and identify the effective features in the diagnosis of these defects. The results showed that the unbalance defect can

result in a noticeable increase in the intensity of vibrations at 1X frequency, the blade warping defect can cause an increase in the intensity of vibrations at frequencies 2X, 3X, and 10X, and the loose shaft defect can cause an increase in the intensity of vibrations at frequencies from one to ten times the nominal speed of the blower as well as increased time features such as root mean square and signal energy.

References

- [1] C.M. Harris, A.G. Piersol, Harris' shock and vibration handbook, McGraw-Hill New York, 2002.
- [2] C.W. De Silva, Vibration and shock handbook, CRC press, 2005.
- [3] J. Mehta, A. Kailey, Mechanical Vibrations, S. Chand Publishing, 2016.
- [4] J. Gu, Z. Wang, J. Kuen, L. Ma, A. Shahroudy, B. Shuai, T. Liu, X. Wang, G. Wang, J. Cai, Recent advances in convolutional neural networks, Pattern recognition, 77 (2018) 354-377.
- [5] R. Zhao, R. Yan, Z. Chen, K. Mao, P. Wang, R.X. Gao, Deep learning and its applications to machine health monitoring, Mechanical Systems and Signal Processing, 115 (2019) 213-237.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

M. Zakizadeh, A. Jamali, M. Rafeeyan, H. Saeedi, A. Chaibakhsh, Monitoring and Trouble-shooting Alstom Locomotive Blowers using Vibration Analysis and Support Vector Machine, Amirkabir J. Mech. Eng., 54(8) (2022) 369-370.

DOI: 10.22060/mej.2022.21122.7393





عیب یابی و پایش وضعیت بلوئر لکوموتیوهای آلتوم با استفاده از آنالیز ارتعاشات و ماشین بردار پشتیبان

مهدی زکی زاده^۱، علی جمالی^۱، منصور رفیعیان^{۲*}، حمید سعیدی^۳، علی چائی بخش^۱

۱- دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه گیلان، گیلان، ایران

۲- دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد، یزد، ایران

۳- دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۴۰۰/۱۲/۲۴

بازنگری: ۱۴۰۱/۰۴/۲۲

پذیرش: ۱۴۰۱/۰۵/۲۰

ارائه آنالیز: ۱۴۰۱/۰۶/۰۱

کلمات کلیدی:

آنالیز ارتعاشات

پردازش سیگنال

ماشین بردار پشتیبان

آزمون تی

بلوئر

خلاصه: آنالیز ارتعاشات از کاربردی ترین روش های پایش وضعیت و عیب یابی تجهیزات دوار است. در این تحقیق با استفاده از آنالیز ارتعاشات و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان روشی جهت پایش وضعیت و عیب یابی بلوئر لکوموتیوهای آلتوم ارائه شده است. جهت انجام این تحقیق ابتدا از بلوئرها داده برداری ارتعاشی شده و سیگنال های دریافتی در چهار گروه بلوئرهای سالم و با عیوب نابالانسی، لقی پایه و تاب پره دسته بندی شدند. سپس از سیگنال های دریافتی تعداد ۱۶ ویژگی فرکانسی و زمانی استخراج شدند. در سیستم های دوار توجه به نسبت شدت ارتعاشات در هارمونیک های دور تجهیز، می تواند به فرایند تشخیص عیب کمک کند، بنابراین نسبت تمام ویژگی ها به هم محاسبه و به عنوان ویژگی های جدید تعریف شدند. تعداد زیاد ویژگی در بعضی مواقع باعث پایین آمدن دقت شبکه می شود، به همین دلیل داخل الگوریتم ماشین بردار پشتیبان یک فیلتر آزمون تی، جهت انتخاب ویژگی، قرار داده شد. نتایج به دست آمده نشان می دهد، فیلتر آزمون تی باعث افزایش دقت طبقه بندی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان می شود. در انتها عملکرد انتخاب ویژگی این شبکه با انتخاب ویژگی توسط الگوریتم ژنتیک مقایسه شده که نتایج نشان می دهد در طبقه بندی عیوب بلوئر، شبکه ی طراحی شده در این تحقیق عملکرد بهتری در انتخاب ویژگی نسبت به الگوریتم ژنتیک دارد.

۱- مقدمه

انجام تکنیک های پایش وضعیت جهت کاهش خرابی های غیر قابل پیش بینی در لکوموتیوها، به این دلیل که خرابی آنها هنگام سیر علاوه بر هزینه های تعمیرات، موجب مسدود شدن خطوط راه آهن شده و همچنین هزینه هایی که انتقال یک لکوموتیو معیوب به محل تعمیراتی در پی دارد، بسیار مهم است. ولی شرایط دشوار داده برداری و عدم امکان ایجاد عیب روی تجهیزات لکوموتیو، به دلیل اینکه امکان دارد موجب خسارت های شدید به لکوموتیو شود، سبب شده تا نسبت به تجهیزاتی که در یک مکان ثابت قرار دارند، تحقیقات کمتری در زمینه ی پایش وضعیت و عیب یابی آنها صورت بگیرد. انجام داده برداری مداوم و در شرایط کاری متفاوت تجهیز (شرایط سالم و معیوب) به انجام تحقیقات در زمینه ی پایش وضعیت و عیب یابی کمک می کند که در مورد لکوموتیوها این شرایط به آسانی فراهم نمی شود. جهت انجام این تحقیق به مدت سه سال از بلوئر لکوموتیوهای آلتوم داده برداری شد تا داده های لازم جهت تجزیه و تحلیل سیگنال های

دریافتی به دست آید. بلوئرها از تجهیزات بسیار مهم لکوموتیوها هستند که وظیفه خنک کاری ژنراتور و موتورهای کشنده^۱ را برعهده دارند. با توجه به گزارشات غیر رسمی، ولی ثبت شده در سامانه تعمیرات و نگهداری راه آهن، از ابتدای سال ۱۳۹۸ تا انتهای ۱۴۰۰ تعداد ۴۸ بلوئر بوژی اول از لکوموتیوهای آلتوم دچار شکستگی بدنه و پره شده که در تمامی این موارد هزینه های بسیار سنگینی به علت سرد شدن لکوموتیو (به مدت حداقل ۲ شبانه روز)، خرید قطعات، هزینه های پرسنلی، هزینه های مربوط به حمل سرد لکوموتیو به واحد تعمیرات و خسارت های جانبی وارد شده به لکوموتیو در اثر لرزش زیاد بلوئر، به شرکت پیمانکار تحمیل شده است. علاوه بر این، سرد شدن لکوموتیو در حین سیر موجب مسدود شدن خط ریل و اختلال در واحد سیر و حرکت راه آهن شده که این موارد نیز هزینه های بیشتری به اقتصاد کشور تحمیل می کند. بنابراین پایش وضعیت و نگهداری مناسب از تجهیزات مختلف لکوموتیو (به ویژه تجهیزاتی که خرابی آنها موجب سرد شدن لکوموتیو می شود) از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است.



صنعت امروزی، خواهان عملکرد ماشین‌ها در حالت سالم و با کمترین میزان خرابی است. این موضوع باعث علاقه مدیران صنایع مختلف به روش‌های پیشرفته‌ی پایش وضعیت و عیب‌یابی ماشین‌آلات شده است. مزایای استفاده از این روش‌ها در صنعت امروز پذیرفته شده است؛ چراکه منافع تشخیص زود هنگام و بهنگام عیوب مکانیکی و سازه‌ای کاملاً روشن است. انجام روش‌های پایش وضعیت تأثیر به سزایی در کاهش هزینه‌های نگهداری و تعمیرات و افزایش مدت زمان دسترسی به تجهیزات دارد. آنالیز صوت، تحلیل ارتعاشی، تحلیل روغن و تصویربرداری گرمایی^۱، از جمله روش‌های پرکاربرد در مبحث پایش وضعیت هستند. در میان این روش‌ها، اندازه‌گیری و تحلیل ارتعاشات، جایگاه ویژه‌ای دارد [۱]، زیرا اغلب عیوب مکانیکی به نوعی خود را در ارتعاش تجهیزات نشان می‌دهند. اندازه‌گیری ارتعاشات به دلیل اینکه پایداری زیاد و تأثیرپذیری بسیار کمی از عوامل محیطی دارد، از کارآمدترین روش‌های پایش وضعیت است [۲]. امروزه عیب‌یابی و پایش وضعیت ماشین‌آلات دوار بر اساس تحلیل ارتعاشات بسیار رایج شده و در سال‌های اخیر تحقیقات زیادی در این زمینه صورت گرفته است. استفاده از آنالیز ارتعاشات در تشخیص عیوب ماشین‌های دورانی، به علت وجود ارتباط بین فرکانس دور ماشین و فرکانس‌های غالب ارتعاشات، که در اثر عیوب افزایش می‌یابد، بسیار متداول بوده و در این زمینه کتابچه‌های راهنمای زیادی تدوین شده است [۳-۵]. در مرجع [۶] که یک تحقیق تجربی بوده، روشی برای تشخیص عیوب مختلف بیرینگ یک فن خنک کننده، با استفاده از تبدیل موجک^۲ و تبدیل هیلبرت^۳ ارائه شده است. در مرجع [۷] چندین روش پایش وضعیت جهت کاهش زمان خاموشی ماشین‌های دورانی ارائه شده و با استفاده از تجزیه و تحلیل‌های سیگنال‌های ارتعاشی در حوزه زمان و فرکانس عیوب موجود در ماشین‌آلات دوار تشخیص داده شده است. در مرجع [۸] با استفاده از آنالیز ارتعاشات روش‌هایی جهت تشخیص عیوب یک بلوئر سانتریفیوژ ارائه شده و مشخصه‌های ارتعاشی نابالانسی و مراحل بالانس دینامیکی این بلوئر تشریح شده است. در این تحقیق مشخص شد که نابالانسی باعث افزایش شدت ارتعاشات در فرکانس $1X$ (فرکانس یک برابر دور تجهیز) شده و همچنین هنگامی که نابالانسی در روتور غالب باشد، شدت ارتعاشات در فرکانس $1X$ در جهت محوری کمتر از جهت شعاعی است.

هدف اصلی تحقیقات با موضوع عیب‌یابی، دستیابی به بالاترین

-
- 1 Thermography Analysis
 - 2 Wavelet Transform
 - 3 Hilbert Transform

دقت طبقه‌بندی، با داده‌های موجود و با صرف زمانی معقول است، به همین منظور در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند: الگوریتم کی-نزدیکترین همسایه^۴، الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی^۵ و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان^۶، جهت تشخیص و طبقه‌بندی عیوب، رایج شده است [۹ و ۱۰]. در مرجع [۱۱] مدلی جهت تشخیص عیوب جعبه دنده با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل موجک گسسته^۷ و شبکه‌های عصبی ارائه شده است. در مرجع [۱۲] با استخراج ویژگی‌های ارتعاشی و تعریف آنها به عنوان ورودی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان مدلی جهت تشخیص عیوب یک پمپ جریان محوری-عمودی ارائه شده است. همچنین در این تحقیق از الگوریتم بهینه‌سازی جهت تعریف پارامترهای شبکه ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است.

یکی از روش‌های جدید و پیشرفته طبقه‌بندی، یادگیری عمیق بوده که بخشی از روش‌های یادگیری ماشین است. یادگیری عمیق روی روش‌هایی تمرکز دارد که مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند. استفاده از روش‌های مختلف یادگیری عمیق مانند: شبکه باور عمیق^۸، خود رمزنگارها^۹، شبکه عصبی کانولوشن^{۱۰}، ماشین‌های بولترمن عمیق^{۱۱} و یادگیری باقیمانده عمیق^{۱۲}، در سال‌های اخیر بسیار زیاد شده است [۱۳ و ۱۴]. در مرجع [۱۵] با استفاده از روش یادگیری باقیمانده عمیق روشی جهت تشخیص عیوب رولبرینگ ارائه شد که با دقت بالای ۹۰ درصد قادر به طبقه‌بندی عیوب مختلف رولبرینگ است. در مرجع [۱۶] با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن و به کارگیری داده‌های استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشاتی و صوت، الگوریتمی جهت تشخیص عیب حفره حفره شدن چرخنده‌ها^{۱۳} ارائه شد.

روش یادگیری عمیق، در مقایسه با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، برای رسیدن به نتایج مطلوب و دقت بالا در طبقه‌بندی نیاز به داده‌های بسیار بیشتری جهت آموزش و تست دارد. در تحقیق حاضر، به علت محدودیت‌های موجود در داده‌برداری، امکان دستیابی به داده‌های فراوان وجود نداشته و به همین علت الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی داده‌ها انتخاب شده است. در این پژوهش ابتدا با استفاده از یک دستگاه آنالیز

-
- 4 K-Nearest Neighbors (KNN)
 - 5 Artificial Neural Networks (ANN)
 - 6 Support Vector Machines (SVM)
 - 7 Discrete Wavelet Transform (DWT)
 - 8 Deep Belief Network (DBF)
 - 9 Auto-encoders
 - 10 Convolutional Neural Network (CNN)
 - 11 Deep Boltzmann Machines (DBM)
 - 12 Deep residual learning
 - 13 Gear pitting

جدول ۱. مشخصات بلوئر بوژی اول لکوموتیو آلستوم [۱۸]

Table 1. Specifications of the first bogies blower of the Alstom locomotive[18]

مدل	M۲۵۰M۲
توان موتور (kW)	۵۵
سرعت دورانی (rpm)	۲۹۵۰
ولتاژ نامی (V)	۴۰۰
جریان نامی هر فاز (A)	۹۵
گشتاور نامی (Nm)	۱۱۸
فرکانس (Hz)	۵۰
وزن (kg)	۶۰۰

روش جدید و استفاده از آزمون تی^۱ داخل الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، ویژگی‌های غیر مؤثر حذف شده و بهترین بردار ویژگی، که منجر به بالاترین دقت طبقه‌بندی شبکه شده، انتخاب می‌شود. به بیان بهتر در این تحقیق با استفاده از یک آزمون آماری، الگوریتمی هوشمند جهت انتخاب ویژگی ارائه می‌شود که قادر خواهد بود بردار ویژگی بهینه برای یک ماشین بردار پشتیبان را مشخص کند و ویژگی‌های مؤثر بر تصمیم‌گیری را از میان انبوه ویژگی‌های استخراج شده تفکیک کند. همچنین این الگوریتم به شکلی نوشته شده که در مقابل اغتشاشات ناشی از ارتعاشات سایر تجهیزات لکوموتیو و همچنین نوسانات دور نیز مقاوم باشد.

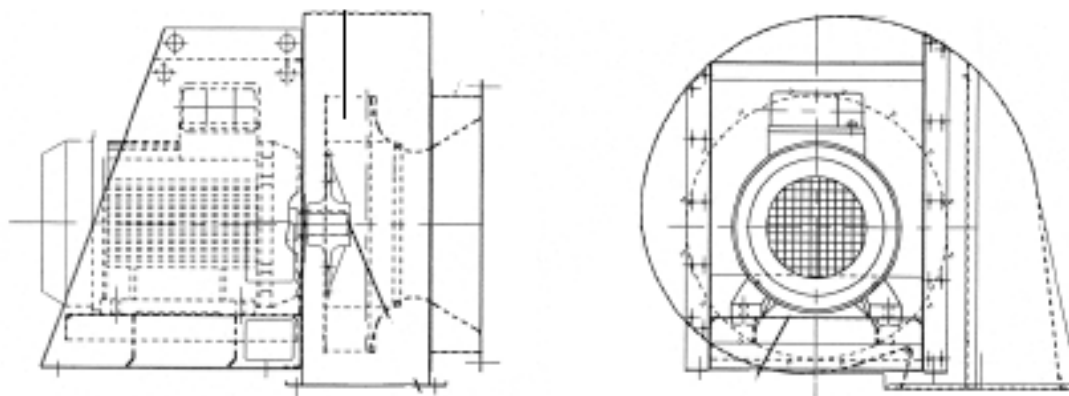
۲- معرفی تجهیز

در این تحقیق بلوئر خنک کننده موتورهای کشنده بوژی اول لکوموتیو آلستوم مورد بررسی قرار گرفته که بین کابین الکتریکی و آلترناتور قرار دارد. تصویر شماتیک این بلوئر و مشخصات فنی الکتروموتور آن در شکل ۱ و جدول ۱ ارائه شده است.

در لکوموتیوهای آلستوم، بلوئرها وظیفه خنک‌کاری ژنراتور و موتورهای کشنده را بر عهده دارند. بلبرینگ این موتورها طبق دستورالعمل تعمیرات پیشگیرانه‌ی موتور تعویض شده و کمتر دچار آسیب می‌شوند ولی پره‌ی بلوئرها به علت‌های مختلف (تعمیرات، مستهلک شدن، ضربه خوردن حین جابجایی، چسبیدن ذرات خارجی به پره و غیره) دچار نابالانسی یا تاب پره شده که این عیوب موجب لرزش بیش از اندازه مجموعه بلوئر و در نتیجه شکستن پایه‌های الکتروموتور یا قاب محل نصب بلوئر می‌شود (شکل ۲). یکی دیگر از عیوب رایج در بلوئر لکوموتیوهای آلستوم، لقی پایه بوده که در

ارتعاشی از بلوئرها در شرایط سالم و معیوب داده برداری شده و عیوب رایج در این تجهیزات شناسایی می‌شود. سپس سیگنال‌های مربوط به هر عیب دسته‌بندی شده و جهت استخراج ویژگی مورد پردازش قرار می‌گیرند. به دلیل اثراتی که نویز پایه روی ویژگی‌های استخراج شده داشته و امکان حذف تأثیرات این نویز با روش‌های معمول فیلتراسیون وجود ندارد، و همچنین اهمیتی که نسبت شدت ارتعاشات در هارمونیک‌های فرکانس دور تجهیز (به عنوان مثال نسبت شدت ارتعاشات در فرکانس $1X$ به $2X$ و $3X$) جهت تشخیص نوع عیب دارد، نسبت ویژگی‌های استخراج شده به شدت ارتعاشات در فرکانس نویز پایه و نسبت شدت ارتعاشات در فرکانس‌های مختلف محاسبه و به عنوان ویژگی جدید تعریف شده است.

در الگوریتم‌های طبقه‌بندی می‌توان با افزایش تعداد ویژگی‌های با کیفیت و ترکیب ویژگی‌های استخراج شده، دقت شبکه را افزایش داد. به عنوان مثال در مرجع [۱۷] با استخراج ویژگی از سیگنال‌های ارتعاشی، صوت و دما و استفاده از آنها به عنوان ورودی برای ماشین بردار پشتیبان، روشی جهت تشخیص عیب سایش چرخنده‌های یک جعبه دنده ارائه شده که می‌تواند موارد معیوب را با دقت ۹۸/۹ درصد شناسایی کند. اما افزایش تعداد ویژگی همیشه موجب افزایش دقت یک شبکه‌ی طبقه‌بندی نمی‌شود و حتی در صورتی که تعداد ویژگی‌ها بدون بررسی‌های اولیه افزایش یابد، امکان تشخیص اشتباه الگوریتم در شناسایی ویژگی‌های مؤثر و پایین آمدن دقت شبکه وجود دارد. در تحقیق حاضر از آنجایی که نسبت تمامی ویژگی‌های فرکانسی و زمانی استخراج شده به هم، به عنوان ویژگی‌های جدید معرفی می‌شوند این امکان وجود دارد که بسیاری از ویژگی‌های نهایی اثر بخشی مطلوبی روی دقت طبقه‌بندی نداشته باشند، بنابراین با به کارگیری یک



شکل ۱. تصور شماتیک بلوئر بوژی اول لکوموتیو آلستوم [۱۸]

Fig. 1. Schematic representation of the first bogies blower of the Alstom locomotive [18]



شکل ۲. نمونه‌ای از شکستن پره و حلزونی بلوئرها

Fig. 2. An example of breaking of the blade and spiral of blowers

این دستگاه می‌توان به سرعت داده‌برداری بالا، سه کاناله بودن، مجهز به نرم‌افزار برنامه‌ریزی و حفظ اطلاعات، قابلیت پردازش سیگنال، مجهز به پیشرفته‌ترین امکانات برای تشخیص عیوب بلبرینگ‌ها و چرخنده‌ها و داشتن قابلیت ارتقا اشاره کرد.

۴- روش تحقیق

همانگونه که بیان شد مهمترین مشکل در تحقیقات مربوط به لکوموتیوها

اثر لرزش مجموعه لکوموتیو و عدم بازرسی به موقع اتصالات، رخ می‌دهد.

۳- ابزار اندازه گیری

برای انجام این تحقیق از تحلیل‌گر و داده‌بردار ارتعاشی لنوو^۱ ساخت شرکت SPM استفاده شده است. تصویر این دستگاه در شکل ۳ و مشخصات فنی آن در جدول ۲ آورده شده است. از مهمترین مزیت‌های

جدول ۱. مشخصات بلوئر بوژی اول لکوموتیو آلستوم [۱۸]

Table 1. Specifications of the first bogies blower of the Alstom locomotive[18]

۳	تعداد کانال
۴۰-۰	رنج فرکانسی (kHz)
۲۶۰۰	لاین فرکانسی
۱۲۰	رنج دینامیکی (دسی بل)
شتاب سنج پیزوالکتریک Duo Tech ساخت شرکت SPM	نوع حسگر
نمایش سیگنال زمانی، نمایش سیگنال فرکانسی، تکنیک اوربیت ^۱ ، اچ دی انولوپ ^۲ ، سیگنال فاز	قابلیت‌ها
۲۵۶	حافظه (mb)
۸۹۰	وزن (gr)

¹Orbit

² HD ENV



شکل ۳. تحلیل گر ارتعاشی لنوو ساخت شرکت SPM

Fig. 3. Lenova vibration analyzer made by SPM company

جدول ۱. مشخصات بلوئر بوژی اول لکوموتیو آلستوم [۱۸]

Table 1. Specifications of the first bogies blower of the Alstom locomotive[18]

نوع حسگر	شتاب سنج	فرکانس پایین داده برداری ^۳ (Hz)	۲
سرعت داده برداری (نمونه در ثانیه)	۱۲۸۰۰	فرکانس بالای داده برداری ^۴ (Hz)	۲۰۰۰
جهت نصب حسگر	شعاعی	واحد اسپکتروم ^۵	سرعت
زمان داده برداری (ثانیه)	۶،۴	تعداد خط در اسپکتروم ^۶	۳۲۰۰

³ Lower Frequency

⁴ Upper Frequency

⁵ Spectrum Unit

⁶ Line in Spectrum

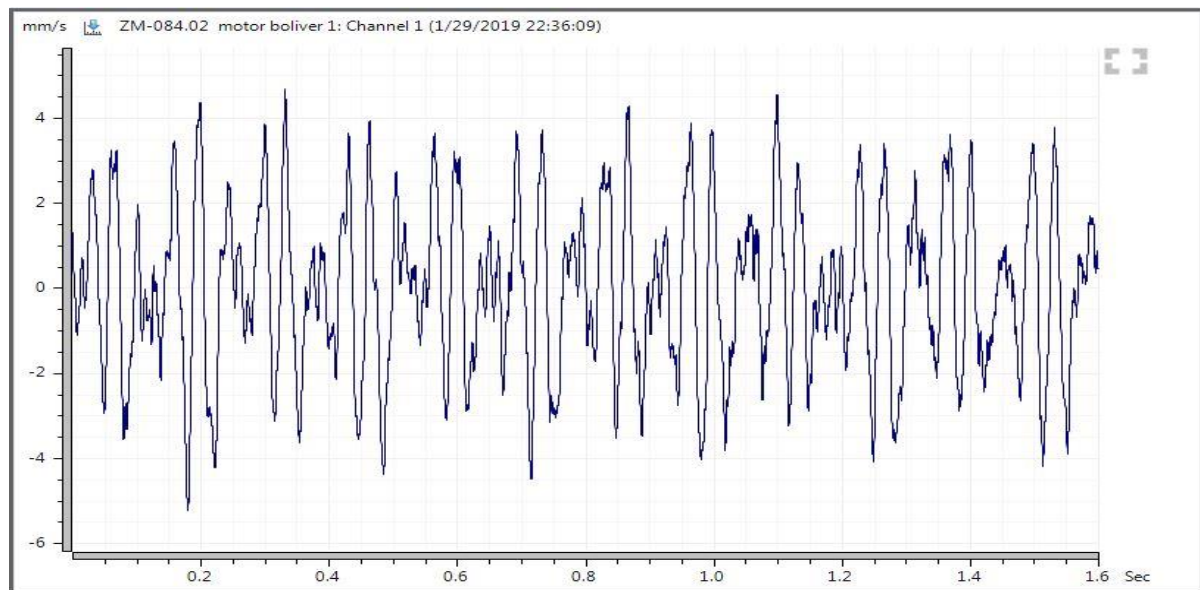
همانگونه که بیان شد تحلیل گره‌های ارتعاشاتی پیشرفته می‌توانند بعضی از عیوب سیستم‌های دوار را تشخیص دهند اما جهت تشخیص عیوب بلوئرهای لکوموتیو به دلایل وجود نویز زیاد (وجود ارتعاشات میل لنگ و ژنراتور در محیط داده برداری)، نوسان ولتاژ جریان برق ورودی به بلوئر (که باعث نوسان دور بلوئر می‌شود) و داشتن مشخصات فرکانسی تقریباً شبیه به هم در حالت تاب پره و لقی پایه، نیاز به تحلیل‌های پیچیده‌تر بوده، بنابراین در این تحقیق برنامه‌ای ارائه می‌شود تا در مقابل مشکلات موجود در این گونه سیستم‌ها، مقاوم بوده و عیوب مختلف بلوئر را در شرایط مختلف به خوبی تشخیص دهد.

شکل ۴ نمونه‌ای از سیگنال دریافتی مربوط به بلوئر بوژی اول لکوموتیو ۲۷۴ که در شرایط مطلوب قرار داشت را نشان می‌دهد. شکل ۵ نیز این سیگنال را در حوزه‌ی فرکانس به تصویر می‌کشد.

همانگونه که در شکل ۵ مشاهده می‌شود فرکانس غالب این سیگنال ۲۲/۵ هرتز بوده که برابر فرکانس دور بلوئر است. لازم به توضیح است که الکتروموتور بلوئر دارای دو قطب بوده و فرکانس برق ورودی به آنها متغیر و وابسته به دور موتور دیزل (که به یک آلترناتور متصل می‌شود) است. از آنجایی که دور موتور دیزل متغیر است پس بلوئرهای نیز با دور متفاوت، از ۱۳۵۰ الی ۳۰۰۰ دور در دقیقه کار می‌کنند. در این تحقیق، جهت مقایسه‌ی بهتر داده‌ها، از همه‌ی بلوئرهای دور ۱۳۵۰ داده برداری صورت گرفته است.

شرایط سخت داده برداری از آنهاست. در این پژوهش طی مدت سه سال (۱۳۹۸ الی ۱۴۰۰) از بلوئر لکوموتیوهای آلستوم که به کارخانجات تعمیرات لکوموتیو بافق وارد می‌شدند، داده برداری شده است. این داده برداری با نصب حسگر ارتعاشی در نزدیکترین محل به بلبرینگ جلوی الکتروموتور بلوئر و با پارمترهای مطابق جدول ۳ صورت گرفته است.

در ابتدا از چندین بلوئر که دارای پره‌های نو بوده و در شرایط مطلوبی قرار داشتند، داده برداری و سیگنال‌های دریافتی از آنها به عنوان سیگنال مرجع تعیین شدند. سپس با داده برداری مستمر از دیگر بلوئرهای مقایسه‌ی سیگنال‌های دریافتی با سیگنال‌های مرجع، تجهیزاتی که مشکوک بوده گزارش شده تا علت افزایش شدت ارتعاشات در آنها مشخص شود. بعد از مشخص شدن نوع عیب، سیگنال دریافتی در دسته‌ی مربوط به همان عیب قرار داده شده تا بانک اطلاعاتی اولیه تکمیل شود. به دلیل اینکه آموزش و تست یک الگوریتم یادگیری ماشین نیازمند داده‌های فراوان است، در این تحقیق تنها عیوب رایج، که بیشترین حجم از داده‌ها را به خود اختصاص می‌دادند، مورد بررسی قرار گرفت. در طول زمان داده برداری بیشترین عیب مشاهده شده شامل نابالانسی، لقی پایه و تاب پره می‌شد که سیگنال دریافتی از این موارد به همراه نمونه‌های سالم، در حوزه‌ی زمان و فرکانس مورد پردازش قرار گرفتند. سپس ویژگی‌های استخراج شده به عنوان ورودی به شبکه‌ی ماشین بردار پشتیبان داده شده تا شبکه تحت آموزش و تست قرار گیرد.



شکل ۴. نمونه‌ای از سیگنال زمانی یک بلوئر با شرایط طبیعی

Fig. 4. A sample of the time signal of a blower with normal conditions



شکل ۵. نمونه‌ای از سیگنال فرکانسی یک بلوئر با شرایط طبیعی

Fig. 5. A sample of the frequency signal of a blower with normal conditions

۵- استخراج ویژگی

تحلیل‌های حوزه‌ی زمان که به تحلیل‌های آماری یا استاتیکی نیز مشهورند در بحث پایش وضعیت ماشین‌ها و همچنین طراحی سیستم‌های کنترلی کاربرد فراوانی دارند. این تحلیل‌ها در تعیین وضعیت ماشین‌آلات بسیار مفید هستند ولی در تشخیص نوع عیب کاربرد چندانی ندارند. مزیت اصلی تحلیل‌های حوزه‌ی زمان سادگی و قابل فهم بودن آنهاست. در این پژوهش ۵ ویژگی از سیگنال زمانی استخراج شده که عبارتند از: (۱) جذر میانگین مربعات، (۲) فاکتور ضربه، (۳) کورتوسیس، (۴) انرژی سیگنال، (۵) انترپپی.

در تشخیص نوع عیب، تحلیل‌های حوزه‌ی فرکانس و زمان-فرکانس نسبت به تحلیل‌های حوزه‌ی زمان ابزاری قوی‌تر محسوب می‌شوند. تحلیل‌های حوزه‌ی فرکانس، به ویژه در زمینه‌ی عیب‌یابی و پایش وضعیت ماشین‌آلات دوار، به علت وجود ارتباطی که بین فرکانس ارتعاشات ناشی از عیوب و فرکانس دور ماشین وجود دارد، بسیار کاربرد دارند. درواقع در عیب‌یابی ماشین‌آلات دوار می‌توان از پیش حدس زد که هر عیب شدت ارتعاشات در چه فرکانس‌هایی را تقویت می‌کند. به عنوان مثال عیب نابالانسی باعث افزایش شدت ارتعاشات در یک برابر فرکانس دور نامی دستگاه (1X) شده، یا ناهمراستایی موجب افزایش شدت ارتعاشات در یک، دو و سه برابر دور می‌شود. مشکل اصلی در این تحقیق دوران میل‌لنگ با یک سوم سرعت دوران بلوئر بوده و به دلیل اینکه شدت ارتعاشات میل‌لنگ زیاد بوده و مشخصات فرکانسی تقریباً مشابهی با بلوئر تولید می‌کند (فرکانس ارتعاشات 3X میل‌لنگ برابر با فرکانس ارتعاشات 1X بلوئر است) امکان نويز زدایی به روش‌های معمول وجود ندارد. همچنین باید توجه داشت که ابتدا باید موتور دیزل شروع به کار کند تا برق مورد نیاز جهت روشن شدن بلوئر تأمین شود، بنابراین امکان اینکه بلوئر به تنهایی روشن شود نیز وجود ندارد. تأثیر ارتعاشات میل‌لنگ در ویژگی‌های زمانی سیگنال ارتعاشی نیز کاملاً مشهود بوده و در بعضی مواقع فرایند تشخیص عیب را مختل می‌کند. به عنوان مثال عیب لقی پایه بلوئر و خمیدگی میل‌لنگ هر دو باعث افزایش انرژی سیگنال می‌شوند. بنابراین، نمی‌توان به درستی تشخیص داد که کدام عیب باعث بالا رفتن انرژی سیگنال شده است ولی اگر نسبت انرژی سیگنال به شدت ارتعاشات در فرکانس دور میل‌لنگ محاسبه شود می‌توان به ویژگی مفیدتری دست یافت که باعث بالا رفتن دقت طبقه‌بندی می‌شود. بعلاوه بسیاری از عیوب تجهیزات دوار مانند نابالانسی، عدم همراستایی، تاب پره و غیره باعث افزایش شدت ارتعاشات در فرکانس یک، دو و سه برابر دور

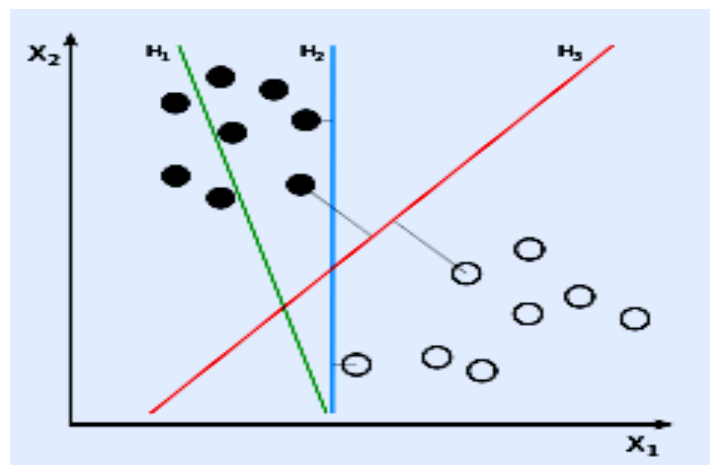
تجهیز می‌شوند و جهت تفکیک این عیوب از هم، باید به نسبت شدت ارتعاشات در این فرکانس‌ها نیز توجه کرد. به همین دلایل شدت ارتعاشات در هارمونیک‌های فرکانس دور بلوئر استخراج شده و نسبت تمام ویژگی‌های زمانی و فرکانسی استخراج شده به هم نیز، به عنوان ویژگی‌های جدید تعریف شده‌اند. در این تحقیق با توجه به سرعت دورانی میل‌لنگ و بلوئر شدت ارتعاشات در فرکانس‌های ۷/۵ (فرکانس دور میل‌لنگ)، ۱۵، ۲۲/۵ (فرکانس دور بلوئر)، ۳۰، ۳۷/۵، ۴۵، ۶۷/۵، ۹۰، ۱۱۲/۵ و ۲۲۵ هرتز و جذر میانگین مربعات نمودار فرکانسی، به عنوان ویژگی‌های اولیه انتخاب شدند که با اضافه شدن ویژگی‌های زمانی و محاسبه نسبت ویژگی‌ها به یکدیگر، در مجموع ۱۳۴ ویژگی اولیه استخراج شدند.

موضوع چالشی دیگر در این تحقیق، وجود نوسان دور در بلوئرهای لکوموتیو است. همانگونه که بیان شد داده برداری در دور ۲۲/۵ هرتز بلوئر انجام شده اما باید توجه داشت که در همین دور نیز در بعضی بلوئر‌ها حدود ۵ درصد نوسان دور وجود دارد در نتیجه امکان دارد قله‌های ارتعاشی نیز دقیقاً در فرکانس‌های مورد نظر اتفاق نیفتد. به عنوان مثال انتظار می‌رود که یک بلوئر نابالانس در فرکانس ۲۲/۵ هرتز ارتعاشات غالب داشته باشد، ولی این امکان وجود دارد، که در بعضی لکوموتیوها، بر اساس تنظیمات سوخت و تایمینگ، سرعت موتور دیزل و در نتیجه سرعت بلوئر تغییر کرده و ارتعاشات غالب در فرکانسی غیر از ۲۲/۵ هرتز واقع شود. به همین دلیل برنامه استخراج ویژگی به نحوی نوشته شده که به جای استخراج شدت ارتعاشات در یک فرکانس خاص، ماکزیمم شدت ارتعاشات در بازه‌ی ۵ درصدی اطراف آن فرکانس، استخراج شود و به این ترتیب برنامه‌ی عیب‌یابی در مقابل نوسانات دور نیز مقاوم می‌شود.

۶- طبقه بندی عیوب با ترکیب الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و آزمون تی

مسأله طبقه‌بندی یکی از مسائل اصلی مطرح شده در شبکه‌های عصبی و یادگیری ماشین است. طبقه بندی درواقع نوعی یادگیری است بدین گونه که الگوریتم یادگیری توسط یک مجموعه اطلاعات اولیه به نام مجموعه داده‌های آموزش به نحوی آموزش می‌بیند که بتواند به صورت جامع عمل کرده و خروجی مناسبی را برای داده‌های جدید بدست آورد. تا کنون الگوریتم‌های یادگیری متفاوتی نظیر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۱

1 Multi-Layer Perceptron (MLP)



شکل ۶. عملکرد ماشین بردار پشتیبان

Fig. 6. The performance of support vector machine

جدول ۴. مشخصات الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای طبقه بندی انژکتورهای سالم و معیوب

Table 4. Features of support vector machine algorithm for classification of healthy and defective injectors

تابع هسته	پارامتر تابع هسته (سیگما)	پارامتر جریمه	اندازه بردار ویژگی	درصد داده‌ها آموزش	درصد داده‌ها تست
RBF	۵	۳۰	۱۳۶	۷۰	۳۰

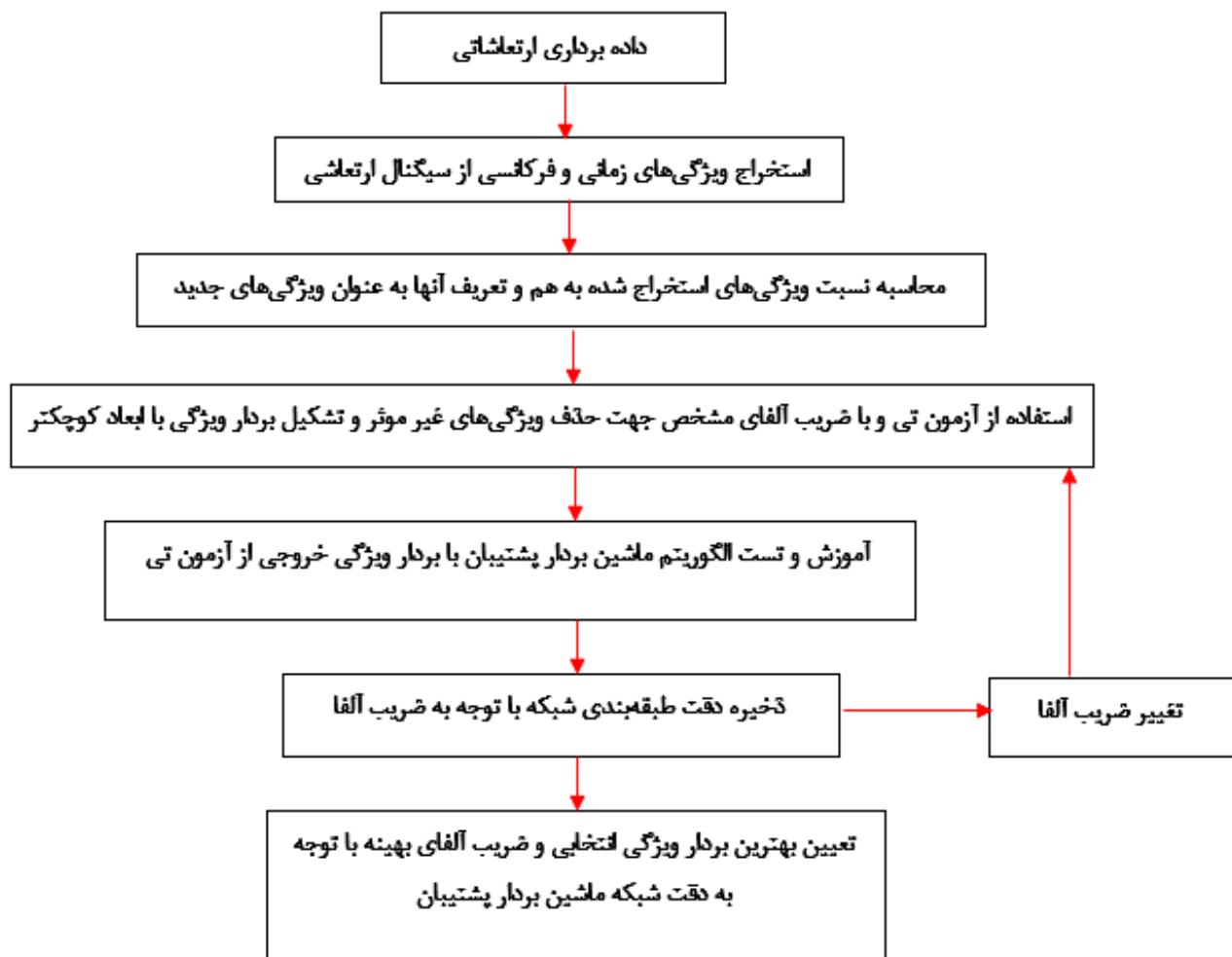
توپر و توخالی را از هم جدا می‌کنند، اما الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با رسیدن به خط H_2 متوقف نشده و تا دستیابی به مرز جدا کننده H_3 ، که بهترین مرز برای طبقه بندی دو کلاس است، ادامه پیدا می‌کند.

در تحقیق حاضر از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان دو کلاسه جهت طبقه بندی داده‌های سالم از معیوب و سپس تشخیص نوع عیب استفاده شده که مشخصات مهم این الگوریتم در جدول ۴ مشاهده می‌شود.

همانگونه که بیان شد از سیگنال‌های دریافتی تعداد ۱۱ ویژگی فرکانسی و ۵ ویژگی زمانی استخراج شده که این ویژگی‌ها به همراه نسبت آنها به یکدیگر، در مجموع ۱۳۶ ویژگی شده که به عنوان ورودی به الگوریتم ماشین بردار پشتیبان داده می‌شود. اگرچه توجه به نسبت ویژگی‌های استخراج شده به یکدیگر می‌تواند به فرایند تشخیص عیب کمک کند ولی باید توجه داشت

توابع پایه شعاعی^۱، شبکه‌های عصبی-فازی تطبیقی^۲ و غیره ارائه شده‌اند که بر اساس کمینه کردن خطای مدل سازی یا طبقه بندی عمل می‌کنند. ماشین‌های بردار پشتیبان یکی دیگر از الگوریتم‌های یادگیری است که به جای کمینه کردن خطای مدل سازی، ریسک عملیاتی را کمینه می‌کنند و به همین علت عملکرد بهتری در مسائل طبقه بندی دارند [۲۰]. ماشین بردار پشتیبان یک روش طبقه بندی بر اساس برنامه ریزی درجه دوم^۳ بوده که مرز جداکننده دو کلاس را به نحوی ترسیم می‌کند که بیشترین حاشیه اطمینان را شامل باشد. به عنوان مثال هرچند دقت طبقه بندی خطوط H_2 و H_3 در شکل ۶ برابر بوده و هر دو خط به طور کامل دو کلاس دایره‌های

- 1 Radial Basis Function (RBF)
- 2 Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems (ANFIS)
- 3 Quadratic Programming (QP)

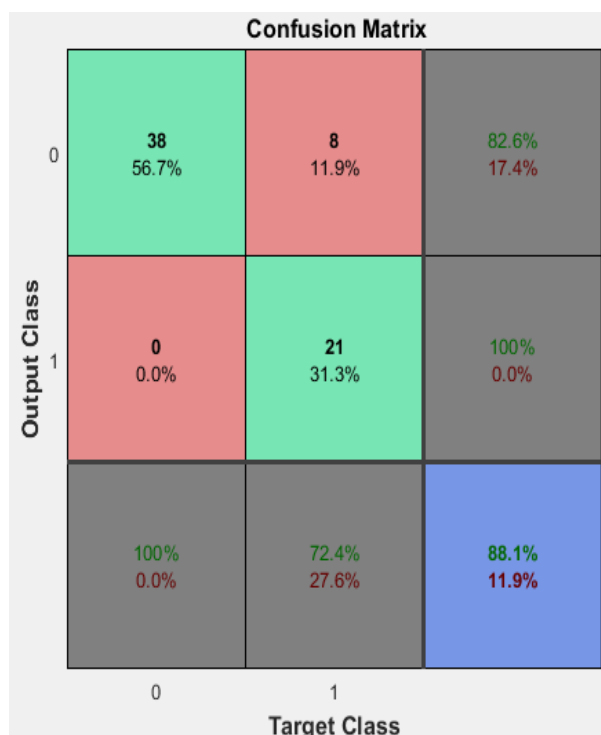


شکل ۷. نحوه عملکرد شبکه طراحی شده ماشین بردار پشتیبان با وجود آزمون تی

Fig. 7. The performance of the designed network of support vector machine with T-test

طبقه بندی را نیز کاهش می‌دهد. در آزمون تی ضریبی به نام ضریب آلفا وجود دارد که سطح معناداری آزمون را مشخص کرده و با تغییر آن میزان سختگیری در انتخاب ویژگی تغییر می‌کند (هرچه ضریب آلفا کمتر شود تعداد ویژگی‌های انتخابی کاهش می‌یابد). از آنجایی که با تغییر ضریب آلفا تعداد ویژگی‌های انتخابی و دقت شبکه تغییر می‌کند، برنامه متلب به صورتی نوشته شده که ضریب آلفا از $0/001$ تا $0/1$ متغیر باشد. سپس به ازای هر آلفا، بردار ویژگی انتخابی به الگوریتم ماشین بردار پشتیبان داده شده و در نهایت با توجه به دقت شبکه، آلفا و بردار ویژگی بهینه انتخاب می‌شوند. شکل ۷ نمودار چگونگی عملکرد شبکه طراحی شده ماشین بردار پشتیبان با وجود آزمون تی را نشان می‌دهد.

که با افزایش تعداد ویژگی‌ها، که الزاماً همه‌ی آنها مفید نیستند، این امکان وجود دارد که شبکه دچار اشتباه شده و دقت طبقه‌بندی کاهش یابد. برای رفع این مشکل ابتدا ویژگی‌های استخراج شده در آزمون آماری تی مورد بررسی قرار گرفته و ویژگی‌هایی از دو کلاس، که از لحاظ آزمون تی دارای تفاوت معنا داری هستند، انتخاب می‌شوند. آزمون تی یک آزمون آماری بوده که میانگین و واریانس ویژگی‌های استخراج شده از دو کلاس مجزا را با هم مقایسه کرده و ویژگی‌هایی که در کلاس‌های مختلف، تفاوت واضح‌تری دارند را انتخاب می‌کند. در نتیجه آزمون تی باعث حذف ویژگی‌هایی می‌شود که در کلاس‌های مختلف رفتار تقریباً مشابهی داشته و ورود آنها به الگوریتم ماشین بردار پشتیبان نه تنها کمکی به فرایند تشخیص نمی‌کند بلکه دقت



شکل ۸. ماتریس درهم‌ریختگی شبکه عصبی بدون فیلتر آزمون تی

Fig. 8. Confusion matrix of neural network without T-test filter

حالت دقت کلی شبکه ۸۸/۱ بوده که ماتریس درهم‌ریختگی^۱ آن در شکل ۸ نشان داده شده است.

بعد از اعمال فیلتر آزمون تی، تعداد ۶۵ ویژگی از ۱۳۶ ویژگی استخراج شده، انتخاب و به عنوان ورودی به شبکه ماشین بردار پشتیبان داده شدند و در این حالت دقت شبکه به ۹۷ درصد افزایش یافته که نشان از اثر مثبت فیلتر آزمون تی روی دقت طبقه‌بندی دارد (شکل ۹).

لازم به توضیح است که ماتریس درهم‌ریختگی برای دست یافتن به تصویری جامع‌تر در ارزیابی عملکرد مدل استفاده می‌شود. شکل ۱۰ تعریفی از این ماتریس را نشان می‌دهد:

جهت بررسی بهتر تأثیر فیلتر آزمون تی روی دقت شبکه ماشین بردار پشتیبان و تشخیص این موضوع که هر عیب تأثیر بیشتری روی کدام ویژگی‌ها می‌گذارد، الگوریتم طراحی شده، جهت تشخیص نوع عیب، شش مرتبه اجرا شده که نتایج آن در جدول ۵ مشاهده می‌شود.

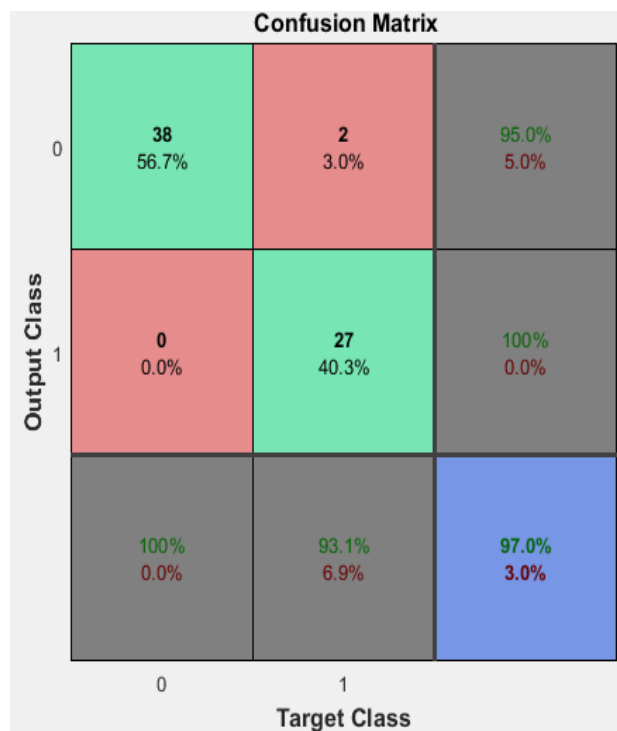
همانگونه که بیان شد این روش در واقع یک روش انتخاب ویژگی بوده و هدف اصلی انتخاب ویژگی، کاهش تعداد ویژگی‌های مجموعه و انتخاب

به طور خلاصه می‌توان گفت که در این مقاله الگوریتمی ارائه شده که در آن با در نظر گرفتن نسبت شدت ارتعاشات در فرکانس‌های مختلف بردار ویژگی با ابعاد بسیار بزرگتر تعریف شده که در این بردار ویژگی اطلاعات مفید و غیر مفید بیشتری نسبت به بردار ویژگی اولیه وجود دارد (نسبت شدت ارتعاشات در فرکانس‌های مختلف می‌تواند به تشخیص نوع عیب بسیار کمک کند [۵-۳]). سپس با استفاده از آزمون تی اطلاعات غیر مفید از بردار ویژگی جدید حذف شده و برداری با ابعاد کمتر تشکیل می‌شود. همانگونه که بیان شد با تغییر ضریب آلفا، در آزمون تی، این بردار نیز تغییر می‌کند. بنابراین آزمون تی داخل الگوریتم ماشین بردار پشتیبان قرار داده شده تا با تغییر ضریب آلفا (درواقع تغییر بردار ویژگی ورودی به ماشین بردار پشتیبان) و محاسبه دقت طبقه‌بندی شبکه بهترین بردار ویژگی انتخاب شود.

۷- نتایج

جهت بررسی اثر بخشی روش ارائه شده در این تحقیق ابتدا ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال ارتعاشی بلوئرهای سالم و معیوب، بدون فیلتر آزمون تی، به عنوان ورودی به شبکه‌ی ماشین بردار پشتیبان داده شد که در این

1 Confusion matrix



شکل ۹. ماتریس درهم‌ریختگی شبکه عصبی با فیلتر آزمون تی

Fig. 9. Confusion matrix of neural network with T-test filter

		مقادیر واقعی	
		مثبت	منفی
مقادیر پیش‌بینی شده	مثبت	درست مثبت TP	نادرست مثبت FP خطای نوع یک
	منفی	نادرست منفی FN خطای نوع دو	درست منفی TN

شکل ۱۰. مفهوم ماتریس درهم‌ریختگی

Fig. 10. Concept of confusion matrix

جدول ۵. دقت الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با و بدون فیلتر آزمون تی

Table 5. Accuracy of support vector machine algorithm with (out) T-test filter

تعداد ویژگی‌های انتخاب شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک	تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در بالاترین دقت شبکه، با فیلتر آزمون تی	دقت شبکه عصبی با بردار ویژگی انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک	دقت شبکه عصبی با اعمال فیلتر آزمون تی روی بردار ویژگی	دقت شبکه عصبی با انتخاب تمامی ویژگی‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی (۱۳۶ ویژگی)	کلاس‌های مقایسه شده
۶۵	۶۱	۹۷/۹	۹۷/۹	۸۹/۴	سالم - نابالانس
۶۱	۶۴	۹۴/۳	۹۷/۱	۸۸/۶	سالم - تاب پره
۶۱	۶۸	۹۱/۴	۱۰۰	۹۱/۴	سالم - لقی پایه
۶۳	۴۳	۹۳	۱۰۰	۸۴/۸	نابالانس - تاب پره
۵۴	۱۳	۹۰/۹	۹۰/۹	۷۲/۷	نابالانس - لقی پایه
۵۷	۱۴	۸۱	۹۰	۸۱	تاب پره - لقی پایه

جدول ۶. مشخصات مهم الگوریتم ژنتیک

Table 6. Important features of genetic algorithm

$MSE (1+N_f)$	تابع هدف
۶۰	تعداد جمعیت اولیه
۱۶	تعداد تکرار
MLP	شبکه عصبی مورد استفاده برای تولید تابع هدف

توسط هالند^۲ پیشنهاد شد و بعدها گلدبرگ^۳، میکالوویچ^۴ و دیگران آنرا تکمیل کردند [۲۱ و ۲۲]. مشخصات اصلی مربوط به الگوریتم ژنتیک استفاده شده در این تحقیق، در جدول ۶ مشاهده می‌شود. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که در تمامی حالات وجود فیلتر آزمون تی، با حذف تعدادی از ویژگی‌های بردار ورودی، موجب افزایش دقت شبکه شده است. همچنین الگوریتم طراحی شده در مقایسه با الگوریتم ژنتیک عملکردی بهتر یا برابری در انتخاب ویژگی داشته است (جدول ۵).

ویژگی‌های مهم و تأثیرگذار در دقت طبقه بندی است، به نحوی که مدل با کمترین تعداد ویژگی، بیشترین دقت طبقه بندی را داشته باشد. طبق این تعریف، می‌توان نتیجه گرفت که مبحث انتخاب ویژگی یک مسأله بهینه‌سازی است. بنابراین می‌توان آن را بصورت یک مسأله بهینه‌سازی دو هدفه مدلسازی و سپس با الگوریتم‌های بهینه سازی حل کرد. جهت مقایسه عملکرد الگوریتم طراحی شده در این تحقیق، با روش‌های دیگر انتخاب ویژگی، از الگوریتم ژنتیک^۱ استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک از معروف‌ترین و بهترین الگوریتم‌های تکاملی بوده که اولین بار در سال ۱۹۷۵

2 Holland
3 Goldenberg
4 Michalewicz

1 Genetic Algorithm



شکل ۱۱. سیگنال دریافتی از بلوئر با میزان ۲۵ گرم نابالانسی

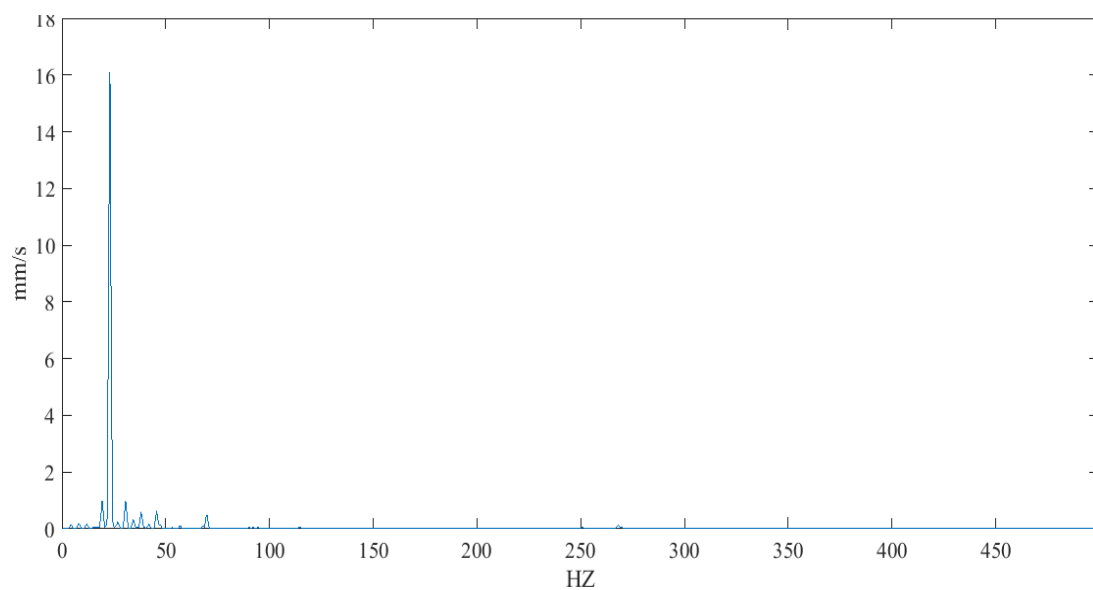
Fig. 11. Signal received from a blower with 25 grams of imbalance

تحقیق بلوئرهایی که بعد از انجام بالانس بیشتر از ۵۰ گرم نابالانسی داشتند، در طبقه بلوئرهای نابالانس قرار داده شدند.

در مبحث عیب‌یابی اجسام دوار جذر میانگین مربعات یک فاکتور بسیار مهم بوده که با پیدایش و رشد خرابی افزایش می‌یابد، ولی در این مورد به دلیل غالب بودن ارتعاشات مربوط به میل لنگ، این ویژگی تحت تأثیر عواملی غیر از خرابی بلوئر قرار می‌گیرد. به دلایل مشابه نمی‌توان از پارامترهای انرژی و انتروپی نیز به عنوان ویژگی‌های مفید در تشخیص خرابی بلوئر استفاده کرد ولی نسبت این ویژگی‌ها به شدت ارتعاشات در فرکانس دور میل لنگ و دور بلوئر، ویژگی‌های مفیدی را تشکیل می‌دهند. در مواردی که عیب نابالانسی یا تاب پره مشهود باشد معمولاً فرکانس $2X$ تا میزان ۵۰ درصد فرکانس $1X$ و بیشتر افزایش یافته و فرکانس $3X$ نیز افزایش قابل ملاحظه‌ای خواهد داشت. همچنین با توجه به اینکه تعداد ۱۰ تیغه در هر پره بلوئر وجود دارد در بعضی موارد که پره مشکل داشته باشد، قله ارتعاشی در ده برابر دور بلوئر (۲۲۵ هرتز) نیز قابل مشاهده است (شکل ۱۳). در عیب لقی پایه تقریباً تا فرکانس‌های ۵ و ۶ برابر دور نامی بلوئر نیز قله ارتعاشی واضح مشاهده می‌شود (شکل ۱۴). همچنین عیب لقی پایه، نسبت به عیوب دیگر، اثر بیشتری بر جذر میانگین مربعات و انرژی سیگنال ارتعاشی دارد، اما این تأثیر در صورتی قابل تشخیص است که سیگنال

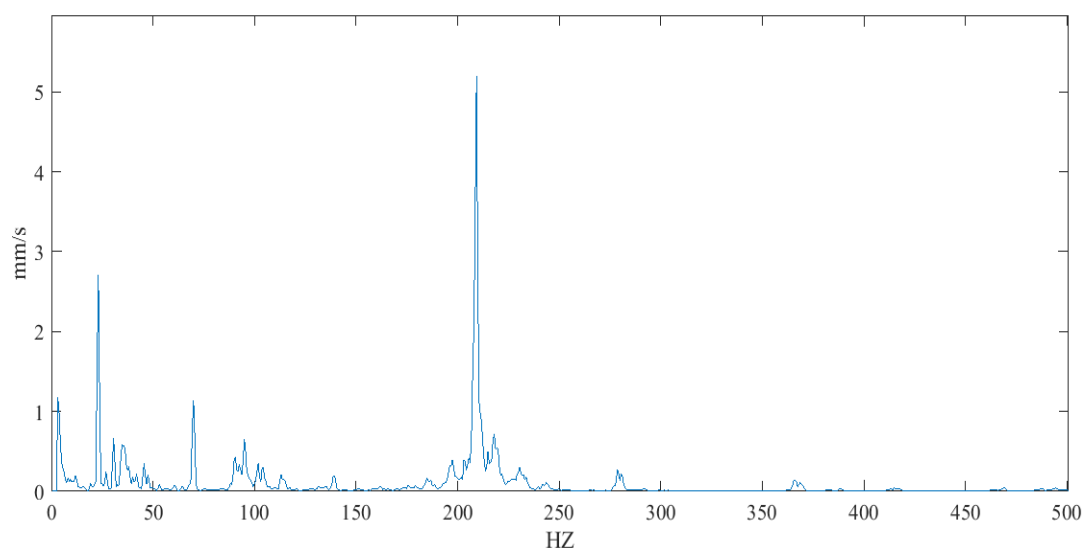
در آزمون تی با کاهش ضریب آلفا هزینه انتخاب ویژگی افزایش یافته و تعداد ویژگی‌های کمتری انتخاب می‌شوند، بنابراین می‌توان با کاهش ضریب آلفا ویژگی‌هایی که در کلاس‌های مختلف بیشترین تغییر را دارند شناسایی کرد. به عنوان مثال ویژگی جذر میانگین مربعات در تشخیص عیب نابالانسی و تاب پره مفید نبوده و در آزمون تی نیز انتخاب نمی‌شود در حالی که نسبت این ویژگی به شدت ارتعاشات در فرکانس $7/5$ هرتز (فرکانس دور میل لنگ) ویژگی مناسبی به شمار می‌رود. با توجه به سیگنال‌های دریافتی از بلوئرهای سالم مشخص شد که اگر پره نو بوده و چندین مرحله بالانس روی آن صورت گرفته باشد شدت ارتعاشات در فرکانس $1X$ ، عددی در بازه‌ی $0/4$ تا $1/5$ میلی متر بر ثانیه خواهد بود. نابالانسی به مقدار ۲۵ گرم باعث افزایش شدت ارتعاشات در فرکانس $1X$ تا حدود $2/5$ الی $3/5$ میلی متر بر ثانیه می‌شود (شکل ۱۱)، هر چند این مقدار نابالانسی بلوئر را در محدوده‌ی بحرانی قرار نمی‌دهد.

مقدار نابالانسی بین ۵۰ تا ۱۵۰ گرم شدت ارتعاشات در فرکانس $1X$ را به مقدار ۶ تا ۱۵ میلی متر بر ثانیه افزایش داده که در این شرایط پره بلوئر باید بالانس شود (شکل ۱۲). در صورت عدم تعمیر به موقع این بلوئرها، پایه‌های موتور و قاب محل نصب بلوئر ترک خورده و با شکسته شدن آنها پره به حلزونی برخورد می‌کند و موجب خرابی کامل بلوئر می‌شود. در این



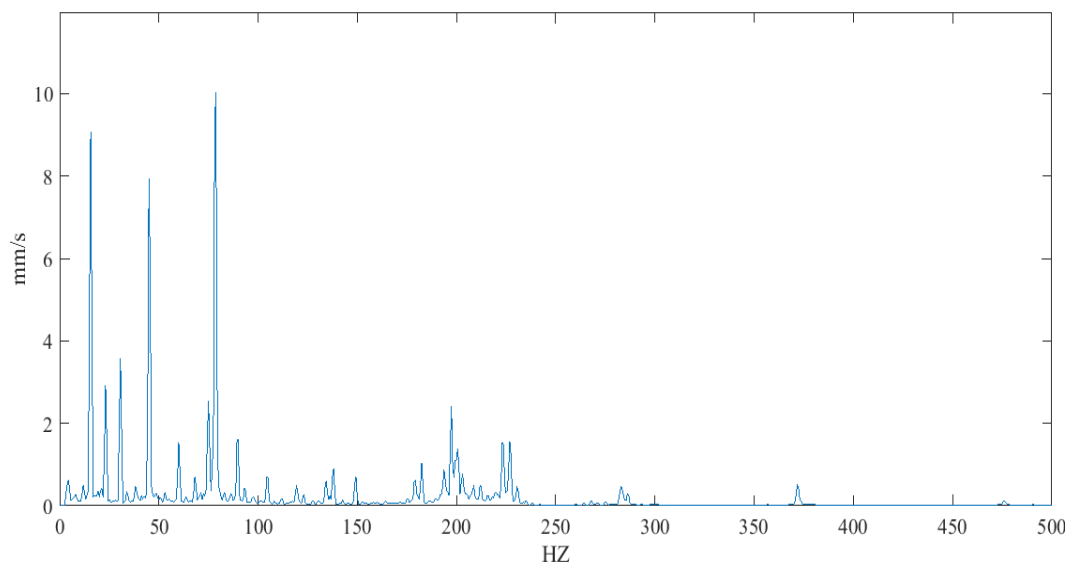
شکل ۱۲. سیگنال دریافتی از یک بلوئر با حدود ۱۴۰ گرم نابالانسی

Fig. 12. Signal received from a blower with 140 grams of imbalance



شکل ۱۳. سیگنال دریافتی از یک بلوئر با نقص در پره

Fig. 13. Signal received from a blower with a blade defect



شکل ۱۴. سیگنال دریافتی از یک بلوئر با نقص لقی پایه

Fig. 14. Signal received from a blower with a loose shaft defect

برای طبقه‌بندی عیوب بلوئر آزمایش شد. نتایج به دست آمده نشان داد که روش ارائه شده به خوبی داده‌های مؤثر در تصمیم‌گیری را شناسایی کرده و با انتخاب بردار ویژگی مناسب، باعث بالا بردن دقت طبقه‌بندی می‌شود.

منابع

- [1] R.K. Mobley, Condition based maintenance, in: Handbook of Condition Monitoring, Springer, 1998, pp. 35-53.
- [2] N. Jones, Y.H. Li, A review of condition monitoring and fault diagnosis for diesel engines, Tribotest, 6(3) (2000) 267-291.
- [3] C.M. Harris, A.G. Piersol, Harris' shock and vibration handbook, McGraw-Hill New York, 2002.
- [4] C.W. De Silva, Vibration and shock handbook, CRC press, 2005.
- [5] J. Mehta, A. Kailey, Mechanical Vibrations, S. Chand Publishing, 2016.
- [6] Q. Miao, M. Azarian, M. Pecht, Cooling fan bearing fault identification using vibration measurement, in: 2011 IEEE Conference on Prognostics and Health Management, IEEE, 2011, pp. 1-5.

ارتعاشی یک بلوئر با عیب لقی پایه با سیگنال ارتعاشی همان بلوئر قبل از لقی پایه مقایسه شود و نمی‌توان آن را با بلوئرها دیگر مقایسه کرد. در واقع با بررسی روند تغییرات ویژگی‌های زمانی استخراج شده، می‌توان شروع و رشد عیب را در یک بلوئر خاص تشخیص داد ولی به دلیل وجود اغتشاشات متفاوت در لکوموتیوها، این داده‌ها قابل تعمیم به تمامی بلوئرها نیست.

۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله با ترکیب آزمون آماری تی و ماشین بردار پشتیبان و همچنین توجه به نسبت شدت ارتعاشات در فرکانس‌های دور بلوئر، روشی جدید جهت عیب‌یابی بلوئر لکوموتیوهای آلستوم ارائه شد که توانست با دقت بالای ۹۰ درصد عیوب نابالانسی، لقی و تاب پره را از هم تفکیک کرده و ویژگی‌های مؤثر در تشخیص این عیوب را به خوبی شناسایی کند. با توجه به نتایج به دست آمده عیب نابالانسی باعث افزایش محسوس شدت ارتعاشات در فرکانس یک برابر دور، عیب تاب پره باعث افزایش شدت ارتعاشات در فرکانس‌های دو، سه و ده برابر دور و عیب لقی پایه باعث افزایش شدت ارتعاشات در فرکانس‌های یک تا ده برابر دور نامی بلوئر و همچنین افزایش ویژگی‌های زمانی مانند: جذر میانگین مربعات و انرژی سیگنال می‌شود. در این تحقیق با استفاده از آزمون تی داخل الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، روشی جدید برای انتخاب ویژگی ارائه و در ۶ کلاس مختلف،

- monitoring, Mechanical Systems and Signal Processing, 115 (2019) 213-237.
- [14] J. Gu, Z. Wang, J. Kuen, L. Ma, A. Shahroudy, B. Shuai, T. Liu, X. Wang, G. Wang, J. Cai, Recent advances in convolutional neural networks, Pattern recognition, 77 (2018) 354-377.
- [15] W. Zhang, X. Li, Q. Ding, Deep residual learning-based fault diagnosis method for rotating machinery, ISA transactions, 95 (2019) 295-305.
- [16] X. Li, J. Li, Y. Qu, D. He, Gear pitting fault diagnosis using integrated CNN and GRU network with both vibration and acoustic emission signals, Applied Sciences, 9(4) (2019) 768.
- [17] Y.E. Karabacak, N.G. Özmen, L. Gümüşel, Intelligent worm gearbox fault diagnosis under various working conditions using vibration, sound and thermal features, Applied Acoustics, 186 (2022) 108463.
- [18] H.G. Bramhall Moor Lane, Alstom Maintenance Manual, 2002.
- [19] SPM Instrument, Leonova Diamond, User Guide, 2017.
- [20] C. Cortes, V. Vapnik, Support-vector networks, Machine learning, 20(3) (1995) 273-297.
- [21] M. Zbigniew, Genetic algorithms+ data structures= evolution programs, in: Computational Statistics, Springer-Verlag, 1996, pp. 372-373.
- [22] Z. Michalewicz, D. Dasgupta, R.G. Le Riche, M. Schoenauer, Evolutionary algorithms for constrained engineering problems, Computers & Industrial Engineering, 30(4) (1996) 851-870.
- [7] M.A.A. Elmaleeh, N.B. Saad, A study of acoustic emission technique on incipient detection of rotating machine faults, in: 2008 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, IEEE, 2008, pp. 1965-1970.
- [8] P. Li, L. Pang, Z. Lin, Vibration fault diagnosis and dynamic balance processing analysis of blower in thermal power plant, in: IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, IOP Publishing, 2020, pp. 012110.
- [9] M. Poongodi, A. Sharma, V. Vijayakumar, V. Bhardwaj, A.P. Sharma, R. Iqbal, R. Kumar, Prediction of the price of Ethereum blockchain cryptocurrency in an industrial finance system, Computers & Electrical Engineering, 81 (2020) 106527.
- [10] G. Rathee, A. Sharma, R. Kumar, F. Ahmad, R. Iqbal, A trust management scheme to secure mobile information centric networks, Computer Communications, 151 (2020) 66-75.
- [11] N. Saravanan, K. Ramachandran, Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN), Expert systems with applications, 37(6) (2010) 4168-4181.
- [12] L. You, W. Fan, Z. Li, Y. Liang, M. Fang, J. Wang, A fault diagnosis model for rotating machinery using VWC and MSFLA-SVM based on vibration signal analysis, Shock and vibration, (2019).
- [13] R. Zhao, R. Yan, Z. Chen, K. Mao, P. Wang, R.X. Gao, Deep learning and its applications to machine health

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

M. Zakizadeh, A. Jamali, M. Rafeeyan, H. Saeedi, A. Chaibakhsh, Monitoring and Troubleshooting Alstom Locomotive Blowers using Vibration Analysis and Support Vector Machine, Amirkabir J. Mech Eng., 54(8) (2022) 1833-1850.

DOI: 10.22060/mej.2022.21122.7393



