

## Diagnosing the clearance fault of the camshaft in the hot test stage at the end of the production line by using of audio signal processing

Alireza Goli Karimabadi<sup>1</sup> | Maryam Ghassabzadeh Saryazdi<sup>2</sup>  | Abdolreza Ohadi<sup>3</sup>  
| Ashkan Moosavian<sup>4</sup>

1. Vehicle Technology Research Center, Technology Institute of Mechanical Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran. E-mail: [alireza.goli@aut.ac.ir](mailto:alireza.goli@aut.ac.ir)
2. Vehicle Technology Research Center, Technology Institute of Mechanical Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran. E-mail: [mghsaryazdi@aut.ac.ir](mailto:mghsaryazdi@aut.ac.ir)
3. Acoustic Research Lab, Mechanical Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran. E-mail: [a\\_r\\_ohadi@aut.ac.ir](mailto:a_r_ohadi@aut.ac.ir)
4. Department of Agricultural Engineering, Technical and Vocational University, Tehran, Iran. E-mail: [a\\_moosavian@tvu.ac.ir](mailto:a_moosavian@tvu.ac.ir)

### Article Information:

#### Research Article

Received 05 July 2024

Revised 02 Oct. 2024

Accepted 17 Oct. 2024

#### Keywords:

audio signal processing,  
neural network,  
fault diagnosis,  
internal combustion  
engine,  
camshaft clearance.

### ABSTRACT

This research addresses the detection of camshaft axial clearance defects in internal combustion engines during end-of-line hot testing using acoustic signal processing. The study's importance lies in reducing manufacturing costs and enhancing customer satisfaction through improved product quality. This defect is prevalent in the production line and challenging to identify using conventional methods.

The research proposes an intelligent solution for defect detection by combining time-frequency domain signal processing techniques with artificial neural networks. The axial clearance defect was simulated at various severity levels, and acoustic signals were recorded using a handy sound recording device at three different engine speeds (1300, 1700, and 2500 RPM) under no-load conditions. The engines undergo a seven-minute test at these different speeds to ensure proper functionality. The choice of a handy recorder device was based on the manufacturer's request for a portable and cost-effective solution.

It's noteworthy that the recorded audio data contains noise due to production line conditions, adding complexity to the fault diagnosis process. For signal processing and feature extraction, two methods were employed: Continuous Wavelet Transform (CWT) and Mel Spectrogram.

The results demonstrate that the Mel Spectrogram is more effective for feature extraction compared to the Continuous Wavelet Transform. At operating speeds of 1700 RPM and 2500 RPM, all defect levels are detected with an average accuracy of 99% by using Convolutional Neural Network.

This study contributes to the field of non-invasive fault detection in automotive manufacturing, offering a reliable and cost-effective method for identifying camshaft axial clearance defects. The high accuracy achieved at specific operating speeds suggests that this approach could be implemented in real-world production environments, potentially leading to significant improvements in quality control processes and overall product reliability.

The success of this method highlights the potential of acoustic signal processing and machine learning techniques in solving complex industrial quality control challenges.

**Cite this article:** Goli Karimabadi, A., Ghassabzadeh Saryazdi, M., Ohadi, A., Moosavian, A. (2024). Diagnosing the clearance fault of the camshaft in the hot test stage at the end of the production line by using of audio signal processing. *Journal of Nondestructive Testing Technology*, 3 (4), 41-49.



© The Author(s).

DOI: <http://doi.org/10.30494/jndt.2024.471587.1147>

Publisher: Iranian Society for Nondestructive Testing

## تشخیص عیب لقی محوری میل بادامک در مرحله تست گرم انتهای خط تولید به کمک پردازش سیگنال صوتی

علیرضا گلی کریم آبادی<sup>۱</sup> | مریم قصابزاده سریزدی<sup>۲</sup> | عبدالرضا اوحدی<sup>۳</sup> | سید اشکان موسویان<sup>۴</sup>

۱. مرکز فناوری خودرو، پژوهشکده فناوری‌های مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، رایانامه: [alireza.goli@aut.ac.ir](mailto:alireza.goli@aut.ac.ir)
۲. مرکز فناوری خودرو، پژوهشکده فناوری‌های مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، رایانامه: [mghsaryazdi@aut.ac.ir](mailto:mghsaryazdi@aut.ac.ir)
۳. آزمایشگاه تحقیقاتی آکوستیک، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.
۴. گروه مهندسی کشاورزی، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران، رایانامه: [a\\_moosavian@tvu.ac.ir](mailto:a_moosavian@tvu.ac.ir)

### چکیده:

در این پژوهش عیب لقی محوری میل بادامک در موتور احتراق داخلی در انتهای خط تولید و در مرحله تست گرم به کمک پردازش سیگنال‌های صوتی تشخیص داده می‌شود. اهمیت انجام این پژوهش کاهش هزینه برای شرکت سازنده و رضایت مشتریان از کیفیت محصول می‌باشد. عیب مذکور در این خط تولید رایج است و کارشناسان تشخیص عیب قادر به شناخت این عیب به کمک روش‌های سنتی نمی‌باشند. در این پژوهش به کمک روش‌های پردازش سیگنال حوزه زمان-فرکانس و شبکه عصبی مصنوعی یک راه حل هوشمند در جهت تشخیص این عیب پیشنهاد شده است. لقی محوری در سطوح مختلف شدت عیب پیاده‌سازی شده و سیگنال‌های صوتی در سه دور کاری مختلف موتور و در حالت بی‌باری، به کمک یک دستگاه ضبط صدا دستی ثبت شده است. موتورها در این خط به مدت هفت دقیقه و سه دور کاری ۱۳۰۰، ۱۷۰۰ و ۲۵۰۰ (د.د.د) تست می‌شوند تا از سلامت آنها اطمینان حاصل کنند. استفاده از دستگاه ضبط صدا دستی به علت درخواست شرکت سازنده در جهت استفاده از یک دستگاه قابل حمل و ارزان قیمت بوده است. لازم به ذکر است که دیتاهای صوتی ضبط شده به علت شرایط کاری خط دارای نویز بوده و این موضوع باعث پیچیدگی امر عیب‌یابی می‌شود. در جهت پردازش سیگنال و استخراج ویژگی از دو تبدیل موجک پیوسته و طیف نگار مل استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که طیف نگار مل جهت استخراج ویژگی کارآمدتر از روش تبدیل موجک پیوسته است و در دوره‌های کاری ۱۷۰۰ (د.د.د) و ۲۵۰۰ (د.د.د) تمام سطوح عیب با دقت میانگین ۹۹٪ تشخیص داده می‌شود. این مطالعه به حوزه تشخیص غیرمخرب خطا در تولید موتور کمک می‌کند و روشی قابل اعتماد و مقرون به صرفه برای شناسایی نقص‌های لقی محوری میل بادامک ارائه می‌دهد. دقت بالای به دست آمده در سرعت‌های عملیاتی خاص نشان می‌دهد که این رویکرد می‌تواند در محیط‌های تولید واقعی پیاده‌سازی شود و احتمالاً منجر به بهبود قابل توجهی در فرآیندهای کنترل کیفیت و قابلیت اطمینان کلی محصول شود. موفقیت این روش، پتانسیل تکنیک‌های پردازش سیگنال صوتی و یادگیری ماشین را در حل چالش‌های پیچیده کنترل کیفیت صنعتی برجسته می‌کند.

استناد: گلی کریم آبادی، علیرضا؛ قصابزاده سریزدی، مریم؛ اوحدی، عبدالرضا و موسویان، سید اشکان. (۱۴۰۲). عنوان مقاله. *مجله فناوری آزمون‌های غیرمخرب*، ۳ (۴)، ۴۹-۴۱.

© نویسندگان

ناشر: انجمن آزمون‌های غیرمخرب ایران

DOI: <http://doi.org/10.30494/jndt.2024.471587.1147>



### اطلاعات مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۰۵/۱۵

تاریخ بازنگری:

۱۴۰۳/۰۷/۱۱

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۰۷/۲۶

کلیدواژگان:

پردازش سیگنال صوتی، شبکه عصبی، عیب‌یابی، موتور احتراق داخلی، لقی محوری میل بادامک.

## ۱- مقدمه

امروزه شرکت‌های بزرگ موتورسازی با ارائه دستاوردهای خود در پی جلب رضایت مشتریان هستند. یکی از معضلات اصلی در خطوط تولید موتور احتراق داخلی وجود عیوب درون موتورها است. عموماً در انتهای خطوط تولید تست صدا و ارتعاشات می‌تواند در عیب‌یابی این موتورها موثر واقع شود. لازم به ذکر است که یکی از مزیت‌های عیب‌یابی به کمک سیگنال صوتی<sup>۱</sup> و ارتعاشی عدم تخریب سیستم مورد مطالعه است. در عیب‌یابی در انتهای خط تولید استفاده از سیگنال صوتی می‌تواند بسیار ساده‌تر و کم هزینه‌تر نسبت به استفاده از سیگنال ارتعاشی باشد. از نکات مثبت عیب‌یابی به کمک صوت می‌توان به عدم اتصال یا انفصال سنسور و قابلیت استفاده در محیط‌های با دمای بالا اشاره کرد؛ همچنین این سنسورها به علت عدم اتصال به بدنه محدودیت سطوح مانند هندسه نامنظم و سطوح روغنی و لغزنده را ندارند. در نهایت عیب‌یابی به کمک سیگنال صوتی به علت ساده بودن ابزارها و هزینه کم به راحتی قابل پیاده‌سازی است [۱].

در زمینه عیب‌یابی به کمک سیگنال صوتی و ارتعاشی فعالیت‌ها و پژوهش‌های مختلفی انجام شده است که در این مطلب به چند نمونه از مقالاتی که از پردازش سیگنال صوتی استفاده کرده‌اند، اشاره می‌شود. تیاگو و همکاران [۲] در سال ۲۰۲۱ به ساخت یک سنسور صوتی قابل نصب بر روی خودرو در حال حرکت پرداختند که توانایی شناخت عیب احتراق ناقص<sup>۲</sup> و عیوب مربوط به تسمه را داشت؛ این سنسور اطلاعات مربوطه را پس از دریافت از طریق بلوتوث به تلفن شخص مشتری ارسال می‌کند و در تلفن مشتری به کمک تبدیل موجک گسسته<sup>۳</sup> و شبکه عصبی مصنوعی به صورت زمان واقعی<sup>۴</sup> به عیب‌یابی پرداخته می‌شد. متیو و همکاران [۳] در سال ۲۰۲۰ طی پژوهشی به تشخیص عیب احتراق ناقص در موتور احتراق داخلی پرداختند؛ در این پژوهش به کمک تبدیل موجک بسته‌ای<sup>۵</sup>، تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی<sup>۶</sup> و روش بهینه‌سازی بی‌زین به تشخیص عیب پرداخته شده است.

چوپرا و همکاران [۴] در سال ۲۰۱۶ به بررسی عیوب یک موتور احتراق داخلی پرداختند؛ کلاس‌های مختلف این پژوهش شامل حالت سالم و خرابی چرخنده اصلی، خرابی روتور مگنتو و عیب مربوط به استکانی‌ها بوده است. سیستم عیب‌یابی طراحی شده به کمک یک رمزگذار خوکار<sup>۷</sup> از خروجی تبدیل فوریه سریع<sup>۸</sup> سیگنال حوزه زمان ویژگی‌ها را استخراج کرده و به کمک روش طبقه‌بندی سافت‌مکس<sup>۹</sup> به تفکیک داده‌ها پرداخته است. دقت این الگوریتم ۹۸٪ اعلام شده است. دپتوا و همکاران [۵] در سال ۲۰۱۶ به تشخیص صوتی برای ارزیابی وضعیت فنی موتور احتراق داخلی پرداختند. آنها از یک موتور دیزل با سیستم تزریق سوخت ریل مشترک استفاده کردند. ایشان در ۱۳ اندازه‌گیری، سطح فشار صوتی را مورد بررسی قرار دادند که شامل نویز پایه و ۶ حالت نقص مختلف در دو سرعت موتور (۱۰۰۰ و ۲۰۰۰ دور در دقیقه) بوده است. آنها تفاوت‌های سطح صوت در فرکانس‌های مختلف را برای هر حالت نقص تحلیل کردند. نتایج نشان می‌دهد که هر نقص الگوی صوتی خاص خود را دارد. در نهایت، ایشان استفاده از روش‌های درخت تصمیم را برای تشخیص کارآمد عیوب پیشنهاد دادند. وی و همکاران [۶] در سال ۲۰۱۵ از آنالیز صوت برای بررسی اثر اصطکاک با روغن‌های مختلف در موتور دیزل استفاده کردند. آنها از یک موتور دیزل تک سیلندر استفاده کردند و سیگنال‌های انتشار صوتی<sup>۱۰</sup> را در شرایط عملیاتی مختلف و با دو نوع روغن روانکاری متفاوت اندازه‌گیری کردند. آنها از تحلیل چند وضوحی مبتنی بر موجک برای پردازش سیگنال‌ها استفاده کردند تا اثرات اصطکاک را از سایر منابع صوتی جدا کنند. کاوینا و همکاران [۷] در سال ۲۰۱۶ به بررسی انتشار آکوستیکی برای پیدا کردن اثرات عیوب و پارامترهای موتور پرداختند. ایشان با استفاده از یک میکروفون، تکنیک‌های مختلفی را برای تحلیل سیگنال‌های صوتی ارائه داده‌اند؛ تبدیل فوریه سریع<sup>۱۱</sup> برای تشخیص اشتعال زود هنگام و

<sup>6</sup> Principal Component Analysis

<sup>7</sup> Auto Encoder

<sup>8</sup> Fast Fourier Transform

<sup>9</sup> Softmax

<sup>10</sup> Acoustic Emissions

<sup>11</sup> Fast Fourier Transform

<sup>1</sup> Mechanical Fault Detection Using Audio Signal (MFDA)

<sup>2</sup> Misfire

<sup>3</sup> Discrete Wavelet Transform

<sup>4</sup> Real Time

<sup>5</sup> Wavelet Packet Transform

## ۲- معرفی عیب و روش انجام آزمایش

در این پژوهش موتور مورد بررسی یک موتور احتراق داخلی دارای پرخوران، ۱/۷ لیتری با قدرت ۱۵۰ اسب بخار می‌باشد. موتور مذکور با تیراژ بالا در حال تولید است، پس بررسی کیفی این موتور از اهمیت بالایی برخوردار است. سرسیلندر موتور یکی از بخش‌های اصلی موتور است که قطعات زیادی را در بر دارد. یکی از این قطعات، میل بادامک است که وظیفه باز کردن و بستن سوپاپ‌های موتور را بر عهده دارد و می‌تواند خرابی‌هایی، ناشی از فرآیند ساخت و تغییر تلرانس‌ها را داشته باشد. از عیوب این قطعه می‌توان به خرابی لقی محوری اشاره کرد. ساخت این قطعه خارج از نقشه موجب افت عملکرد، کاهش طول عمر و افزایش سروصدا حین کارکرد می‌شود. درون خط تولید مذکور گاه‌گاه مشاهده می‌شود که موتور مونتاژ شده دارای میل بادامک با لقی محوری خارج تلرانس است. شکل ۱ نشان‌دهنده قطعه میل بادامک و قسمت تراست (درون کادر قرمز رنگ) میل بادامک است. در این پژوهش جهت پیاده‌سازی عیب به صورت کنترل شده، لقی میل بادامک خروجی دود موتور با دستگاه تراشکاری و تراش تراست، در شدت‌های مختلف افزایش یافت. لقی استاندارد برای میل بادامک بین ۰/۰۷ الی ۰/۲۲ میلی‌متر می‌باشد. لقی تراست برای سه سطح کم، متوسط و زیاد به ترتیب به اندازه ۰/۳، ۰/۶ و ۱ میلی‌متر ایجاد شد. این ابعاد پس از تراشکاری با ساعت اندازه‌گیری طبق شکل ۲ مورد بررسی قرار گرفته است. پس از پیاده‌سازی عیب، موتور مذکور بر روی جایگاه تست قرار گرفت و صدای موتور در سه دور ۱۳۰۰، ۱۷۰۰ و ۲۵۰۰ دور بر دقیقه در دو موقعیت توسط دستگاه دستی ضبط صدا ZOOM H4n (شکل ۳) ضبط گردید. علت ضبط صدا با این دستگاه اعلام نیاز شرکت سازنده موتور به یک دستگاه عیب‌یابی قابل حمل، سبک و کم هزینه بود. همچنین استفاده از دستگاه‌های جمع‌آوری اطلاعات<sup>۳</sup> و سنسورهای گران قیمت صوتی درون خط تولید کاری پرهزینه بود و همینطور پیچیدگی آنها مانع از بکارگیری این تجهیزات توسط کارشناسان درون خط تولید می‌شود. دستگاه مذکور توانایی دریافت اطلاعات با نهایت فرکانس داده‌برداری ۹۶ کیلوهرتز و نرخ بیت<sup>۴</sup> ۲۴ بیت را دارا است؛ همچنین این

سرعت توربوشارژر در حالت پایدار، تبدیل فوریه زمان کوتاه<sup>۱</sup> برای اندازه‌گیری سرعت توربوشارژر در حالت گذرا، و تحلیل فرکانسی برای تشخیص احتراق ناقص و نشتی در سیستم ورودی هوا از جمله روش‌های ارائه شده است.

با توجه به موارد ذکر شده مشخص است که سیگنال صدا تا چه اندازه می‌تواند در شناسایی عیوب و تشخیص مشخصه‌های موتور موثر باشد. در این پژوهش نیز هدف به وجود آوردن یک الگوریتم عیب‌یابی هوشمند به کمک پردازش سیگنال و شبکه عصبی است. تفاوت بین این پژوهش و مقالات پیشین مواردی از جمله نوع عیب، سیستم داده‌برداری و محل ضبط داده‌ها است. در این پژوهش برای استخراج ویژگی از طیف نگار مل نیز استفاده شده است که عموماً برای پردازش گفتار کاربرد دارد و استفاده از این روش در زمینه عیب‌یابی موتور احتراق داخلی در پژوهش‌های پیشین محدود است. شرایط تست در این پژوهش به علت انجام تست‌ها در خط تولید و وجود جایگاه‌های تست متعدد در کنار هم، وجود عوامل خارجی مانند خودروهای حمل موتور، کارشناسان، جرثقیل‌ها و... فضای محیطی بسیار پر سر و صدا را ایجاد کرده است و این مورد یک تفاوت اصلی بین این پژوهش و موارد آزمایشگاهی پیشین است. شرکت سازنده موتور قصد دارد که با استفاده از یک دستگاه قابل حمل<sup>۲</sup> و سبک به بررسی عیوب مختلف درون خط تولید بپردازد و از طرفی یکی از مهم‌ترین عیوب که باعث افزایش هزینه تولید ناشی از خرابی موتورها بر روی خودرو است، عیب لقی محوری میل بادامک است که در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفته است.

در بخش دوم این پژوهش به معرفی عیب و روش انجام آزمایش پرداخته شده است. بخش سوم برای معرفی تبدیل موجک پیوسته و طیف نگار مل در جهت استخراج ویژگی آورده شده است. در بخش چهارم به معرفی شبکه عصبی پیچشی در جهت تفکیک داده‌ها پرداخته شده است. نهایتاً بخش پنجم به بررسی نتایج اختصاص داده شده است و در انتها جمع‌بندی مقاله منعکس شده است.

<sup>3</sup> Data acquisition

<sup>4</sup> Bit Rate

<sup>1</sup> Short Time Fourier Transform

<sup>2</sup> Portable

### ۳- استفاده از تبدیل موجک<sup>۱</sup> پیوسته و طیف‌نگار

#### مل<sup>۲</sup>

در این پژوهش به علت وجود نوسانات دور موتور، وجود نویزهای محیطی، تغییر شرایط موتور به لحاظ دما و ... می‌توانیم از ناپایستار بودن سیگنال دریافتی از موتور مطمئن باشیم. لذا استفاده از مشخصه‌های استخراج شده حوزه زمان-فرکانس می‌تواند بسیار کارآمد باشد؛ واضح است که با توجه به شرایط ناپایدار محیط استفاده از روش‌های حوزه فرکانس برای استخراج ویژگی ناکارآمد است. در بخش پردازش سیگنال، پس از شکست سیگنال‌ها به بازه‌های ۱۲۰۰۰ نمونه‌ای<sup>۳</sup>، در جهت استخراج ویژگی، از تبدیل موجک پیوسته و طیف‌نگار مل به کمک شبکه عصبی پیچشی<sup>۴</sup> استفاده شده است. خروجی این تبدیل‌ها به صورت تصویر به یک شبکه عصبی پیچشی منتقل شد تا با استخراج ویژگی‌های اصلی تصاویر به صورت خودکار، شبکه آموزش دیده و سپس تست شود. در این الگوریتم ۵۰ درصد اطلاعات برای آموزش، ۱۰ درصد برای صحت‌سنجی و ۴۰ درصد اطلاعات برای تست در نظر گرفته شد. این کار برای هر سه دور در سه سطح عیب با استفاده از تبدیل موجک پیوسته و طیف‌نگار مل انجام شده است که نتایج آن در بخش نتیجه‌گیری قابل مشاهده است.

#### ۳-۱ تبدیل موجک پیوسته

یکی از روش‌های بدست آوردن ویژگی، انتقال سیگنال‌ها به حوزه زمان-فرکانس و استفاده از بینایی ماشین است. منظور از حوزه زمان-فرکانس حوزه‌ای است که بتوان اطلاعات حوزه فرکانس و حوزه زمان را به صورت یکجا دید. یکی از تبدیل‌های رایج برای سیگنال‌های ناپایستار تبدیل موجک پیوسته است. با توجه به اصل عدم قطعیت، که در معادله ۱ آمده است، مشخص است که نمی‌توان پراکندگی مربوط به اطلاعات زمانی، که با نماد  $\hat{f}(t)$  نشان داده شده است (انتگرال اول) و پراکندگی مربوط به فرکانس، که با نماد  $\hat{f}(\omega)$  آمده است (انتگرال دوم)، را به صورت همزمان داشت. پس باید از طریقی بین این دو مصالحه برقرار کرد.

دستگاه، داده دست نخورده و فیلتر نشده را در خروجی ثبت می‌کند که با این مشخصات نیازهای الگوریتم عیب‌یابی را تامین می‌کند. در جهت انجام آزمایش‌ها فرکانس داده‌برداری ۴۸ کیلوهرتز و نرخ بیت معادل ۱۶ بیت در نظر گرفته شده است. در نهایت برای انجام تست‌ها از تعداد حدود ۲۰ موتور (به علت عدم وجود محدودیت در داده گرفتن از موتور سالم) و یک موتور معیوب (به علت هزینه بالای تامین موتور برای شرکت) داده‌برداری شد. داده‌ها از موتور معیوب با سه بار تکرار، در دو نقطه، سه دور کاری و در بازه‌های ده ثانیه‌ای جمع‌آوری شد. نهایتاً تعداد ۶ نمونه ۱۰ ثانیه‌ای برای هر کلاس (در هر سطح برای حالت معیوب) به الگوریتم در جهت آموزش و تست داده شد.



شکل (۱) میل بادامک و جایگاه نشست آن بر روی سرسیلندر و معرفی تراست سرسیلندر (کادر قرمز رنگ).



شکل (۲) بررسی اندازه لقی محوری میل بادامک به کمک ساعت اندازه‌گیری.



شکل (۳) (الف و ب) نحوه اندازه‌گیری صدای موتور در مرحله تست گرم انتهای خط تولید با دستگاه ZOOM H4n.

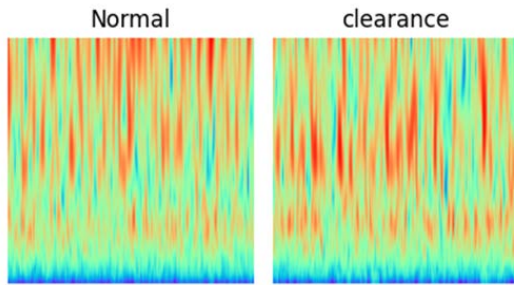
<sup>3</sup> Samples

<sup>4</sup> Convolutional Neural Networks

<sup>1</sup> Continuous Wavelet Transform

<sup>2</sup> Mel\_spectrogram

شکل ۴) وضوح چندگانه مربوط به تبدیل موجک [۸].



شکل ۵) نمایش مربوط به تبدیل موجک پیوسته در دو کلاس (لقی ۰/۶ میلی متر).

### ۳-۲ طیف نگار مل

در روش تبدیل طیف نگار مل سعی شده است تا با استفاده از ویژگی‌های شنوایی انسان، نمایشی از سیگنال صوتی ارائه شود که برای تحلیل و پردازش صوت مناسب‌تر باشد. این روش با تبدیل مقیاس فرکانسی خطی به مقیاس مل، که تقریبی از درک شنوایی انسان است، یک نمایش دوبعدی از سیگنال صوتی در حوزه زمان-فرکانس ایجاد می‌کند.

فرآیند تولید طیف نگار مل شامل تبدیل فوریه زمان کوتاه روی سیگنال اعمال می‌شود سپس طیف توان محاسبه می‌شود؛ پس از آن یک بلنک فیلتر مل بر روی طیف توان اعمال می‌شود که فرکانس‌ها را به مقیاس مل نگاشت کرده و در نهایت لگاریتم خروجی فیلترها محاسبه می‌شود. این روش امروزه در امر عیب‌یابی کاربردی است [۹]. رابطه ۳ توضیح کاملی از این موضوع را به نمایش می‌گذارد. در این فرمول  $F_{mel}$  تعیین کننده تعداد فیلترها،  $T$  تعیین کننده تعداد فریم زمانی،  $F$  فرکانس و  $COE(F_{mel}, F)$  نشان دهنده ماتریس ضرایب فیلتر مل است. نهایتاً  $STFT(F, T)$  به تبدیل فوریه زمان کوتاه اشاره دارد [۱۰].

$$MEL(F_{mel}, T) = \log(COE(F_{mel}, F)) * STFT(F, T) \quad (3)$$

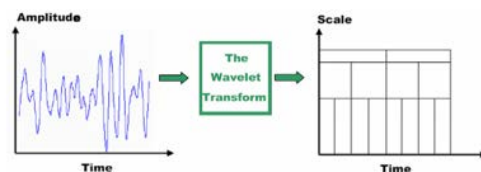
در رابطه ۳ محاسبه  $STFT$  شفاف نیست که طبق رابطه ۴ محاسبه می‌شود که در آن  $S[n]$  نماد سیگنال دیجیتال،  $w(t)$  نماد تابع پنجره زمانی و  $N$  نماد طول پنجره زمانی است. پس طبق آنچه پیش از این بیان شد به

در این معادله  $t$  نماد زمان و  $\omega$  نماد فرکانس است.

$$\left( \int_{-\infty}^{\infty} t^2 |f(t)|^2 dt \right) * \left( \int_{-\infty}^{\infty} \omega^2 |\hat{f}(\omega)|^2 d\omega \right) \geq \frac{1}{16\pi^2} \quad (1)$$

تبدیل موجک در مقایسه با تبدیل فوریه زمان کوتاه<sup>۱</sup>، که یکی از رایج‌ترین تبدیل‌های حوزه زمان-فرکانس است، مزیت قابل توجهی ارائه می‌دهد. این مزیت در توانایی آن برای ایجاد یک مصالحه هوشمند بین وضوح زمانی و فرکانسی نهفته است. تبدیل موجک این مصالحه را بر اساس منطق تغییرات زمان و فرکانس تنظیم می‌کند، که منجر به خروجی با وضوح متغیر در نقاط مختلف می‌شود. این ویژگی که به تحلیل با وضوح چندگانه<sup>۲</sup> (شکل ۴) معروف است، به تبدیل موجک اجازه می‌دهد تا خود را با ویژگی‌های متغیر سیگنال تطبیق دهد. در فرکانس‌های پایین، جایی که تغییرات سیگنال معمولاً آهسته‌تر است، تبدیل موجک حساسیت کمتری در حوزه زمان و حساسیت بالاتری در حوزه فرکانس نشان می‌دهد. برعکس، در فرکانس‌های بالا، حساسیت زمانی افزایش یافته و حساسیت فرکانسی کاهش می‌یابد. این رفتار انطباقی در معادله ۲ مربوط به تبدیل موجک پیوسته نمایان است که در آن از یک موجک مادر با نماد  $\psi$  استفاده می‌شود. در الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش موجک مادر مورلت<sup>۳</sup> بوده است. پارامترهای مقیاس  $(b)$  و انتقال  $(a)$  در این معادله، امکان تنظیم دقیق تحلیل برای بخش‌های مختلف سیگنال را فراهم می‌کنند. این ویژگی‌ها تبدیل موجک را به ابزاری قدرتمند برای تحلیل سیگنال‌هایی تبدیل می‌کند [۷]. نمونه تبدیل موجک در این پژوهش در شکل ۵ برای هر دو کلاس در سطح عیب متوسط آمده است.

$$CWT = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \psi\left(\frac{t-a}{b}\right) dt \quad (2)$$



<sup>1</sup> Short Time Fourier Transform

<sup>2</sup> Multi Resolution

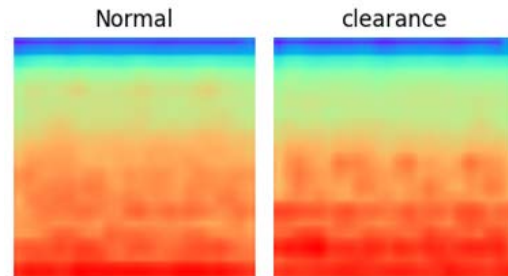
<sup>3</sup> Morlet

#### ۵- بحث و بررسی نتایج

در این بخش دقت مربوط به هر دو الگوریتم یعنی الگوریتم تبدیل موجک پیوسته به همراه شبکه عصبی پیچشی و تبدیل طیف نگار مل به همراه شبکه عصبی پیچشی ارائه شده است. نتایج مربوط به دقت الگوریتم‌ها در سرعت‌های کاری مختلف و سطوح مختلف عیب می‌باشد. این دقت‌ها پس از آموزش شبکه به کمک ۴۰ درصد داده‌ها، که برای تست در نظر گرفته شده بودند، محاسبه شده‌اند. در ادامه در شکل ۶ و ۷ دقت‌های مربوط به الگوریتم‌های تبدیل موجک پیوسته و طیف‌نگار مل برای دور ۱۳۰۰ دور بر دقیقه در سطح عیب سوم یعنی لقی ۱ میلی‌متر به صورت ماتریس اغتشاش<sup>۳</sup> نمایش داده شده است و سپس در جدول ۱ دقت مربوط به سایر سطوح و دوره‌های مختلف نمایش داده شده است. با توجه به این جدول مشخص است دقت الگوریتمی که از طیف نگار مل استفاده می‌کند بسیار بهتر از دقت الگوریتمی است که از تبدیل موجک استفاده می‌کند. این موضوع می‌تواند ناشی از این باشد که طیف نگار مل برای بررسی به خصوص سیگنال‌های صوتی توسعه پیدا کرده است. طبق جدول ۱ و بررسی دقت‌ها به پایین بودن نسبی دقت‌ها در دور ۱۳۰۰ دور بر دقیقه پی می‌بریم. علت دقت پایین‌تر در تفکیک این دو کلاس برای این دور کاری تاثیرپذیری سیگنال صدای ضبط شده نسبت به عوامل محیطی است و در واقع می‌توان عنوان کرد که مشخصه‌های صوتی موتور توان کمتری نسبت به توان نویز در این دور نسبت به سایر دورها دارند. این الگوریتم در ۱۷۰۰ دور در دقیقه قابلیت تفکیک تا ۹۹٪ برای داده‌های سطوح عیب اول و دوم یعنی لقی ۰/۳ و ۰/۶ میلی‌متر و قابلیت تفکیک ۱۰۰٪ برای داده‌های سطح سوم عیب یعنی لقی ۱ میلی‌متر از داده‌های نرمال دارد. دقت الگوریتم تا حد زیادی برای دور ۲۵۰۰ دور بر دقیقه نیز بالا است اما باز هم به نسبت دور ۱۷۰۰ این دقت کاهش یافته است که می‌تواند ناشی از افزایش سطح صدای موتور و کاهش توان مشخصه عیب نسبت به صدای موتور باشد.

کمک این دو رابطه می‌توان از طیف نگار مل برای استخراج ویژگی استفاده کرد. شکل ۶ تصویر مربوط به خروجی طیف نگار مل را برای هر دو کلاس به نمایش گذاشته است.

$$STFT(f, t) = \sum_{n=0}^{N-1} s[n].w(t)e^{-j2\pi fn} \quad (۴)$$



شکل ۶ نمایش مربوط به طیف‌نگار مل در دو کلاس (لقی ۰/۶ میلی‌متر).

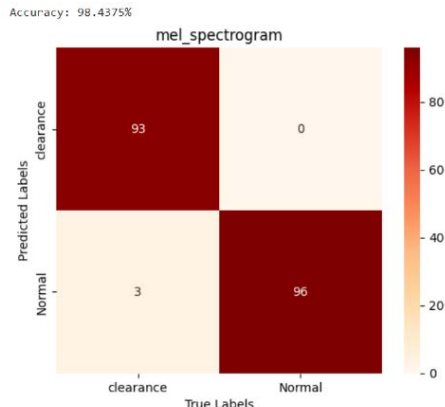
#### ۴- معرفی شبکه عصبی پیچشی

در این پژوهش در جهت کلاسه‌بندی و تفکیک داده‌ها از شبکه عصبی پیچشی استفاده شده است. علت استفاده از این شبکه پاسخ مناسب آن برای تفکیک تصاویر با تعداد دیتای کم است [۱۱]. این شبکه به کمک به روزرسانی وزن‌ها، بهترین ویژگی را از تصاویر مذکور در بخش ۳، به صورت خودکار، استخراج کرده و داده‌های معیوب را از سالم تفکیک می‌کند. ساختار این شبکه برای الگوریتم از سه بلوک کانولوشنی تشکیل شده که هر بلوک شامل یک لایه کانولوشن دوبعدی، نرمال‌ساز و پولینگ<sup>۱</sup> است. لایه‌های کانولوشنی به ترتیب از ۶۴، ۹۶ و ۳۲ فیلتر استفاده می‌کنند و همگی از تابع فعال‌ساز ReLU بهره می‌برند. با توجه به ساینز ۲۳۰\*۲۳۰ پیکسلی تصاویر، استفاده از این لایه‌ها به کاهش ابعاد ورودی نیز کمک خواهد کرد که این موضوع می‌تواند تفکیک داده‌ها را بهبود بخشد. پس از بلوک‌های کانولوشنی، خروجی به یک بردار یک بعدی تبدیل شده و وارد یک لایه تمام متصل<sup>۲</sup> با ۱۲۸ نورون می‌شود. در نهایت، یک لایه خروجی با ۲ عدد نورون به کمک تابع فعال‌ساز softmax، طبقه‌بندی نهایی را انجام می‌دهد. این ساختار به مدل اجازه می‌دهد تا ویژگی‌های مهم تصویر را در سطوح مختلف استخراج کرده و بر اساس آن‌ها طبقه‌بندی را انجام دهد.

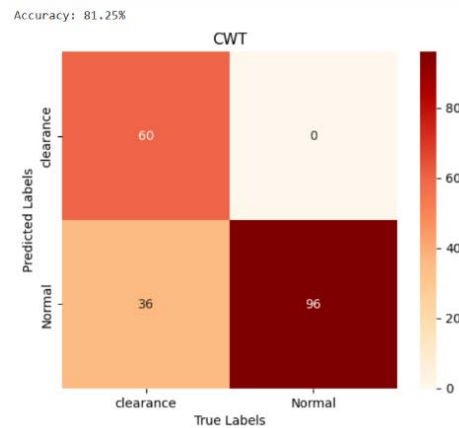
<sup>3</sup> Confusion matrix

<sup>1</sup> Pooling

<sup>2</sup> Dense



شکل ۸) دقت مربوط به الگوریتم طیف‌نگار عیب لقی میل بادامک به اندازه ۱ میلی‌متر و دور ۱۳۰۰.



شکل ۷) دقت مربوط به الگوریتم تبدیل موجک پیوسته برای عیب لقی میل بادامک به اندازه ۱ میلی‌متر و دور ۱۳۰۰.

جدول ۱) دقت‌های مربوط به الگوریتم در سطوح و دورهای کاری مختلف

الگوریتم / دور	موجک (عیب سطح ۱)	طیف مل (عیب سطح ۱)	موجک (عیب سطح ۲)	طیف مل (عیب سطح ۲)	موجک (عیب سطح ۳)	طیف مل (عیب سطح ۳)
۱۳۰۰ (دور بر دقیقه)	۸۱.۷۷%	۹۵.۳۱%	۹۲.۱۸%	۹۷.۳۹%	۸۱.۲۵%	۹۸.۴۳%
۱۷۰۰ (دور بر دقیقه)	۹۴.۲۷%	۹۹.۴۷%	۹۲.۷۰%	۹۸.۹۵%	۸۴.۸۹%	۱۰۰%
۲۵۰۰ (دور بر دقیقه)	۸۹.۰۶%	۹۷.۹۱%	۹۱.۶۶%	۹۸.۴۳%	۹۸.۹۵%	۱۰۰%

در خط تولید به پردازش سیگنال صوتی ضبط شده توسط یک دستگاه دستی ضبط صدا، پرداخته شد. تست‌های انجام شده درون خط تولید و در شرایط پر سر و صدا محیطی بوده است که باعث می‌شود این روش بهتر عملیاتی شود. استفاده

#### ۶- جمع‌بندی

در این پژوهش با هدف عیب‌یابی موتور احتراق داخلی

Acoustic-based engine fault diagnosis using WPT, PCA and Bayesian optimization. *Applied Sciences*, 10(19), 6890.

[4] Chopra, P., & Yadav, S. K. (2015). Fault detection and classification by unsupervised feature extraction and dimensionality reduction. *Complex & intelligent systems*, 1, 25-33.

[5] Deptuła, A., Kunderman, D., Osiński, P., Radziwanowska, U., & Włostowski, R. (2016). Acoustic diagnostics applications in the study of technical condition of combustion engine. *Archives of Acoustics*, 41(2), 345-350.

[6] Wei, N., Gu, F., Wang, T., Li, G., Xu, Y., Yang, L., & Ball, A. D. (2015, September). Characterisation of acoustic emissions for the frictional effect in engines using wavelets based multi-resolution analysis. In *2015 21st International Conference on Automation and Computing (ICAC)* (pp. 1-6). IEEE.

[7] Cavina, N., Businaro, A., Rojo, N., De Cesare, M., Paiano, L., & Cerofolini, A. (2016). Combustion and intake/exhaust systems diagnosis based on acoustic emissions of a GDI TC engine. *Energy Procedia*, 101, 677-684.

[8] Khorrami, H., & Moavenian, M. (2010). A comparative study of DWT, CWT and DCT transformations in ECG arrhythmias classification. *Expert systems with Applications*, 37(8), 5751-5757.

[9] Khurana, A., Mittal, S., Kumar, D., Gupta, S., & Gupta, A. (2023). Tri-integrated convolutional neural network for audio image classification using Mel-frequency spectrograms. *Multimedia Tools and Applications*, 82(4), 5521-5546.

[10] Ngo, D., Hoang, H., Nguyen, A., Ly, T., & Pham, L. (2020). Sound context classification basing on join learning model and multi-spectrogram features. *arXiv preprint arXiv:2005.12779*.

[11] Xiao, D., Huang, Y., Qin, C., Liu, Z., Li, Y., & Liu, C. (2019). Transfer learning with convolutional neural networks for small sample size problem in machinery fault diagnosis. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 233(14), 5131-5143.

از دستگاه دستی ضبط صوت موجب عدم نیاز به سنسورهای گران قیمت و سیستم داده‌برداری می‌شود. کار پردازش سیگنال در جهت استخراج ویژگی، با استفاده از طیف نگار مل و تبدیل موجک پیوسته انجام شد. طبق آنچه در بخش نتیجه‌گیری بیان شد مشخص است که الگوریتم ارائه شده (طیف نگار مل به همراه شبکه عصبی پیچشی) در تفکیک عیب لقی محوری میل بادامک از حالت نرمال موفق بوده و در واقع با توجه به تست موتورهای مونتاژی در انتهای خط تولید در مرحله تست گرم، می‌توان به کمک این روش با دقت بالایی این عیب را تشخیص داد. پیش از این، عیب مذکور در خط تولید موتور قابل تشخیص نبوده و در مراحل بعدی مونتاژ خودرو و یا پس از تحویل به مشتری از وجود آن مطلع می‌شدند. لذا می‌توان به این نتیجه رسید که عیب‌یابی به کمک سیگنال صوتی در این خط تولید در مرحله تست گرم می‌تواند بسیار مفید واقع شده و باعث کاهش هزینه و افزایش رضایت مشتری از محصول می‌شود.

#### ۷- تشکر و قدردانی

نویسندگان مراتب قدردانی خود را از شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو (ایپکو) به جهت حمایت مادی از این مقاله ابراز می‌دارند.

#### ۸- تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد.

#### ۹- منابع

[1] Tang, L., Tian, H., Huang, H., Shi, S., & Ji, Q. (2023). A survey of mechanical fault diagnosis based on audio signal analysis. *Measurement*, 113294. [2] Kreith F, Kreider JF. Principles of solar engineering. Hemisphere-McGraw Hill; 1978.

[2] de V. Lima, T. L., Filho, A. C., Belo, F. A., Souto, F. V., Silva, T. C., Mishina, K. V., & Rodrigues, M. C. (2021). Noninvasive methods for fault detection and isolation in internal combustion engines based on chaos analysis. *Sensors*, 21(20), 6925.

[3] Mathew, S. K., & Zhang, Y. (2020).