



Tạp chí điện tử
Khoa học và Công nghệ Giao thông
Trang website: <https://jstt.vn/index.php/vn>



Article info

Type of article:

Original research paper

DOI:

<https://doi.org/10.58845/jstt.utt.2026.vn.6.5.79-88>

***Corresponding author:**

Email address:

hieuchm.brt@gmail.com

Received: 23/12/2025

Received in Revised Form:

22/07/2026

Accepted: 29/07/2026

Fault Diagnosis of Automotive Gasoline Engines Using Time–Frequency Vibration Image Analysis

Cao Huynh Minh Hieu

Faculty of Mechanical and Dynamic Engineering, Ba Ria - Vung Tau College of Technology, Viet Nam

Abstract: This study proposes a robust and reliable methodology for the non-destructive fault diagnosis of automotive gasoline engines utilizing time-frequency vibration signal image analysis. To overcome the limitations of conventional non-stationary signal processing, continuous raw vibration data were acquired from a 1.5L four-cylinder gasoline engine using a high-resolution Gantner Instruments Q.series data acquisition system. The non-stationary signals were mapped into two-dimensional space using Short-Time Fourier Transform (STFT) to generate high-fidelity spectrograms. Key features, including dominant frequencies, peak amplitudes, harmonic patterns, and statistical distribution parameters (standard deviation and skewness), were systematically extracted from the time-frequency domain. The diagnostic framework was validated through extensive experimental profiles under normal operation and three distinctly simulated fault conditions: cylinder misfire, crankshaft bearing wear, and excessive valve clearance. The proposed method demonstrated a robust average classification accuracy of 90.75%, with the highest accuracy of 93.0% for misfire detection, while the total algorithm execution time remained ≤ 0.04 s, satisfying real-time edge processing requirements.

Keywords: Fault diagnosis, automotive gasoline engine, vibration signal analysis, Gantner Instruments, MATLAB, time-frequency spectrogram.



Thông tin bài viết
Dạng bài viết:
Bài báo nghiên cứu

DOI:
<https://doi.org/10.58845/jstt.utt.2026.vn.6.5.79-88>

*Tác giả liên hệ:
Địa chỉ Email:
hieuchm.brt@gmail.com

Ngày nộp bài: 23/12/2025
Ngày nộp bài sửa: 22/07/2026
Ngày chấp nhận: 29/07/2026

Chẩn đoán lỗi động cơ xăng ô tô thông qua phân tích ảnh phổ thời gian-tần số của tín hiệu dao động

Cao Huỳnh Minh Hiếu

Khoa Cơ khí động lực, Trường Cao đẳng Kỹ thuật Công nghệ Bà Rịa – Vũng Tàu, Việt Nam

Tóm tắt: Nghiên cứu này đề xuất một phương pháp luận đáng tin cậy cho quy trình chẩn đoán lỗi phi hủy trên động cơ xăng ô tô bằng cách sử dụng kỹ thuật phân tích hình ảnh phổ thời gian - tần số của tín hiệu dao động. Dữ liệu dao động thô liên tục được thu thập từ động cơ xăng 4 xi lanh dung tích 1.5L thông qua hệ thống thu nhận dữ liệu độ phân giải cao Gantner Instruments Q.series. Các tín hiệu không dừng sau đó được lập bản đồ sang không gian hai chiều bằng phép biến đổi Fourier thời gian ngắn (Short-Time Fourier Transform – STFT) nhằm khởi tạo các biểu đồ mật độ phổ năng lượng (spectrogram) độ chính xác cao. Các đặc trưng cốt lõi bao gồm các tham số phổ và tham số phân phối thống kê được trích xuất một cách hệ thống và đưa vào bộ phân loại k-Láng giềng gần nhất kNN (k-nearest neighbors). Khung cấu trúc chẩn đoán được kiểm chứng thông qua các hồ sơ thực nghiệm diện rộng ở chế độ vận hành bình thường và ba trạng thái lỗi mô phỏng: bỏ máy xi lanh, mòn ổ đỡ trục khuỷu và khe hở van vượt giới hạn. Phương pháp đề xuất đạt độ chính xác phân loại trung bình vững chắc là 90.75%, trong đó độ chính xác cao nhất đạt 93.0% đối với kịch bản phát hiện lỗi bỏ máy, đồng thời tổng thời gian thực thi thuật toán luôn duy trì ≤ 0.04 s, đáp ứng yêu cầu xử lý tại biên theo thời gian thực.

Từ khóa: Chẩn đoán lỗi, động cơ xăng ô tô, phân tích tín hiệu dao động, Gantner Instruments, MATLAB, phổ thời gian - tần số.

1. Giới thiệu

Động cơ đốt trong (Internal Combustion Engine – ICE) trên ô tô là các hệ thống cơ khí đa vật thể phức tạp, liên tục chịu tải trọng chu kỳ mang tính quá độ cao về nhiệt và cơ học. Việc đảm bảo tính nguyên vẹn về mặt cấu trúc và độ tin cậy vận hành của động cơ đốt trong là tiêu chí hàng đầu đối với các hệ thống chẩn đoán trên xe hiện đại cũng như các chiến lược bảo trì theo tình trạng (Condition-Based Maintenance – CBM). Trong số các phương pháp chẩn đoán phi hủy hiện nay,

phân tích đặc tính dao động (vibration signature analysis) đã trở thành kỹ thuật nền tảng do các dao động cấu trúc luôn mã hóa các thông tin phong phú về tình trạng của các cấu kiện bên trong mà không yêu cầu rã máy [1]. Các dạng suy giảm chức năng vận hành và cấu trúc phổ biến trên động cơ xăng – như bỏ máy xi lanh, mòn ổ đỡ trục khuỷu và khe hở van bất thường – đều gây ra những thay đổi đặc trưng về độ cứng cục bộ, lực cản và lực kích thích, từ đó biểu hiện rõ rệt qua các dao động cấu trúc bất thường [2].

Tuy nhiên, các tín hiệu dao động này vốn có bản chất không dừng (non-stationary), phi tuyến cao và bị che lấp bởi nhiễu nền đa nguồn từ quá trình cháy hay sự va đập cơ học nội tại [3]. Điều này khiến các phương pháp truyền thống dựa trên chỉ số thống kê miền thời gian hoặc phép biến đổi Fourier nhanh (FFT) thường thất bại trong việc cô lập lỗi quá độ khi vận tốc và tải trọng thay đổi liên tục [4]. Nhằm giải quyết triệt để giới hạn định vị thời gian của phân tích tần số kinh điển, phép biến đổi Fourier ngắn hạn (STFT) được triển khai như một giải pháp hiệu quả giúp bắt trọn đặc tính tiến hóa đồng thời của tín hiệu trên biểu đồ mật độ phổ năng lượng ảnh phổ thời gian–tần số hai chiều [5]. Mặc dù vậy, việc ứng dụng thành công kỹ thuật phân tích ảnh thời gian - tần số này trong môi trường công nghiệp đòi hỏi một hệ thống thu thập dữ liệu đồng bộ, tốc độ cao để tránh hiện tượng méo pha hay chồng phổ [6]. Để giải quyết khoảng trống về các ứng dụng giám sát cấu trúc độ phân giải cao, nghiên cứu này phát triển một khung chẩn đoán tích hợp sử dụng phần cứng Gantner Instruments Q.series kết hợp với môi trường tính toán MATLAB [7]. Các đóng góp cốt lõi của nghiên cứu bao gồm việc thiết lập mô hình thực nghiệm liên kết động lực học lỗi với sự dịch chuyển năng lượng phổ, tối ưu hóa vector đặc trưng tinh gọn từ ma trận ảnh 2D, và kiểm chứng một quy trình chẩn đoán hiệu năng cao, độ trễ thấp hướng tới khả năng triển khai thực tế tại biên.

2. Phương pháp nghiên cứu

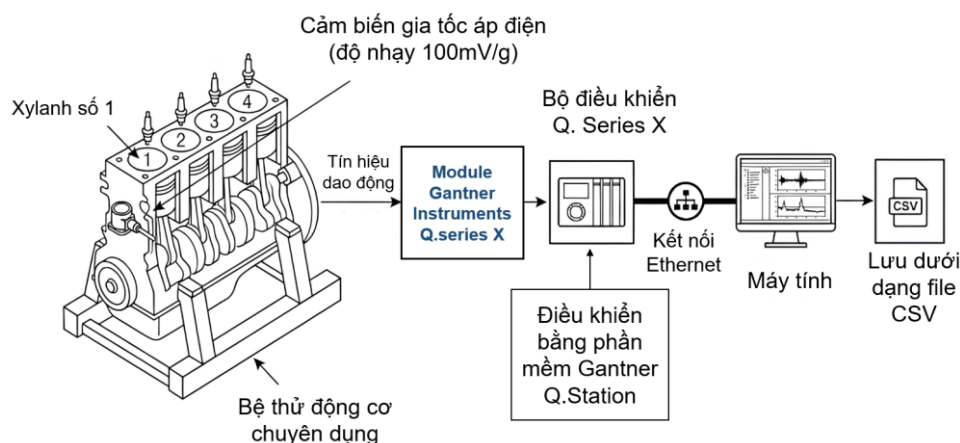
2.1. Cơ chế kích thích vật lý các trạng thái lỗi

Đối với kịch bản lỗi bỏ máy xi lanh, sự gián đoạn đột ngột của quá trình cháy làm triệt tiêu lực khí nén sơ cấp tác động lên đỉnh pít tông trong kỳ sinh công. Hiện tượng sụt giảm mô-men xoắn tức thời này dẫn đến sự mất cân bằng động năng nghiêm trọng giữa các xi lanh, kích thích các dao động vận tốc góc biên độ lớn của hệ trục khuỷu và sinh ra đặc tính dao động xoắn đặc trưng tại tần số đánh lửa cơ bản cùng các thành phần đa hài bậc thấp liên kề [1], [5].

Ngược lại, lỗi mòn ổ đỡ trục khuỷu tạo ra các điều kiện biên động học phi tuyến tính do việc gia tăng khe hở hướng tâm thêm +0.15 mm tại cổ trục chính. Điều này làm suy giảm nghiêm trọng độ cứng vững động lực học của màng dầu bôi trơn thủy động, khiến cổ trục khuỷu bị mất ổn định và thực hiện các chuyển động quỹ đạo đa hướng bất thường. Sự va đập và tiếp xúc cơ học trực tiếp kiểu kim loại - kim loại diễn ra liên tục, kích thích các chế độ dao động tự nhiên tần số cao của thân máy và tạo ra dải năng cao năng lượng phổ rộng đặc trưng [2], [3].

Đối với sự cố khe hở van vượt giới hạn khi khe hở nhiệt cơ cấu phân phối khí bị nới rộng vượt quá thông số định mức (>0.3 mm), quy luật động học đóng mở của xupap bị thay đổi, khiến vấu cam va đập vào con đội van với vận tốc va chạm lớn. Quá trình này sinh ra các xung lực cơ học có hàm Delta dạng chu kỳ, kích thích các tần số dao động tự nhiên của cấu trúc nắp máy định vị trong dải tần số trung bình [4], [7].

2.2. Kiến trúc thực nghiệm và thu thập dữ liệu



Hình 1. Sơ đồ hệ thống thiết bị thực nghiệm và vị trí bố trí cảm biến gia tốc trên thân động cơ xăng

Quy trình thực nghiệm được triển khai trên bộ thử động cơ chuyên dụng lắp đặt động cơ xăng ô tô hút khí tự nhiên, 4 xi lanh thẳng hàng, dung tích 1.5 lít. Một cảm biến gia tốc áp điện công nghiệp có độ nhạy định mức cao 100 mV/g được cố định chắc chắn bằng kết nối ren trực tiếp trên khối xi lanh gần vị trí xi lanh số 1 nhằm tối ưu hóa đường truyền sóng ngắn nhất từ các nguồn khuyết tật đa điểm [8]. Các thông số kỹ thuật của động cơ

và điều kiện thu nhận tín hiệu được trình bày lần lượt trong Bảng 1 và Bảng 2.

Trong suốt quá trình thực nghiệm, cấu hình đo, vị trí lắp đặt cảm biến và điều kiện vận hành được giữ không đổi nhằm bảo đảm tính nhất quán của bộ dữ liệu và khả năng tái lập của nghiên cứu. Toàn bộ dữ liệu được thu nhận bằng hệ thống Gantner Q.series và xử lý trong môi trường MATLAB [8], [9].

Bảng 1. Thông số kỹ thuật của động cơ thử nghiệm

STT	Tham số hệ thống	Chi tiết thông số kỹ thuật / Cấu hình phần cứng	Giá trị xác lập
1	Cấu hình động cơ	Động cơ xăng ô tô dòng 4 xi lanh thẳng hàng	Dung tích: 1.5L
2	Tần số lấy mẫu (f_s)	Tốc độ số hóa dữ liệu của phần cứng Gantner	10 kHz
3	Loại cảm biến	Cảm biến gia tốc kiểu áp điện công nghiệp [8]	Độ nhạy: 100 mV/g
4	Vị trí lắp đặt	Thân máy động cơ (Gần vị trí xi lanh số 1)	Cố định cơ học bằng ren
5	Dải vận hành miền biên	Biến thiên tốc độ quay và mô-men tải	Vận tốc: 1000–3000 RPM; Tải: 0–50%
6	Nền tảng tính toán	Phần mềm thu mẫu và môi trường xử lý hậu kỳ	Gantner Q.station [9]; MATLAB R2017b [10]
7	Cửa sổ thời gian	Thời gian thu dữ liệu liên tục cho mỗi lượt thử	30 giây

Bảng 2. Các trạng thái hư hỏng được khảo sát trong nghiên cứu

STT	Trạng thái kỹ thuật	Phương pháp mô phỏng khuyết tật thực nghiệm	Số lượng mẫu
1	Trạng thái chuẩn	Động cơ vận hành ở trạng thái tiêu chuẩn định mức của nhà sản xuất	50
2	Bỏ máy xi lanh	Ngắt tín hiệu kích xung điện cuộn dây đánh lửa của xi lanh số 1	50
3	Mòn ổ đỡ trục khuỷu	Thay thế bạc lót ổ bi gối trục chính với khe hở gia công tăng thêm +0.15 mm	50
4	Khe hở van vượt giới hạn	Điều chỉnh cơ học khe hở con đội xupap nở rộng vượt ngưỡng >0.3 mm	50

Kiến trúc thu thập dữ liệu cấu trúc bao gồm mô-đun phần cứng cấp công nghiệp Gantner Instruments Q.series X kết nối với bộ điều khiển trung tâm Q.station [9]. Tín hiệu từ cảm biến được lấy mẫu đồng bộ song song với tần số số hóa $f_s=10$ kHz nhằm thỏa mãn định lý giới hạn Nyquist

đối với dải tần số cấu trúc khảo sát (lên đến 5 kHz). Để đảm bảo tính đại diện về mặt thống kê, ma trận thực nghiệm được cấu hình trên dải vận hành rộng từ 1000-3000 RPM và tải trọng từ 0-50%, thu thập tổng cộng 200 lượt thử nghiệm độc lập với thời gian ghi mẫu liên tục là 30 giây cho mỗi lượt. Các

kịch bản lỗi chi tiết được tổng hợp cụ thể tại Bảng 2.

2.3. Tiền xử lý dữ liệu và thuật toán STFT

Các chuỗi dữ liệu thời gian thô dưới dạng điện áp (V) lưu trữ qua phần mềm Gantner Q.station được đưa vào đường ống thuật toán của MATLAB để lập bản đồ chuyển đổi sang đại lượng gia tốc cấu trúc tuyệt đối (a) thông qua biểu thức quan hệ tuyến tính động:

$$a = \frac{V}{S} \times 9.81 \quad (\text{m/s}^2) \quad (1)$$

Theo công thức (1), tín hiệu điện áp thu được từ cảm biến được chuyển đổi sang gia tốc tuyệt đối trước khi tiến hành xử lý tín hiệu.

Trong đó, S là hệ số độ nhạy định mức của cảm biến gia tốc (100 mV/g) và 9.81 là hằng số gia tốc trọng trường [10]. Một bộ lọc kỹ thuật số thông dải Butterworth dạng không lệch pha (zero-phase implementation) với dải thông hiệu dụng từ 20 Hz ≤ f ≤ 5 kHz được triển khai trên chuỗi thời gian để triệt tiêu nhiễu nền [10]. Tín hiệu sau khi làm sạch x(t) được ánh xạ trực tiếp sang không gian hai chiều thời gian - tần số bằng phép Biến đổi Fourier ngắn hạn (STFT) theo mô hình toán học [11]:

$$\text{STFT}\{x(t)\}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \omega(t-\tau) e^{-j2\pi f t} dt \quad (2)$$

Theo công thức (2), tín hiệu sau khi lọc được biểu diễn trong miền thời gian–tần số thông qua phép biến đổi STFT.

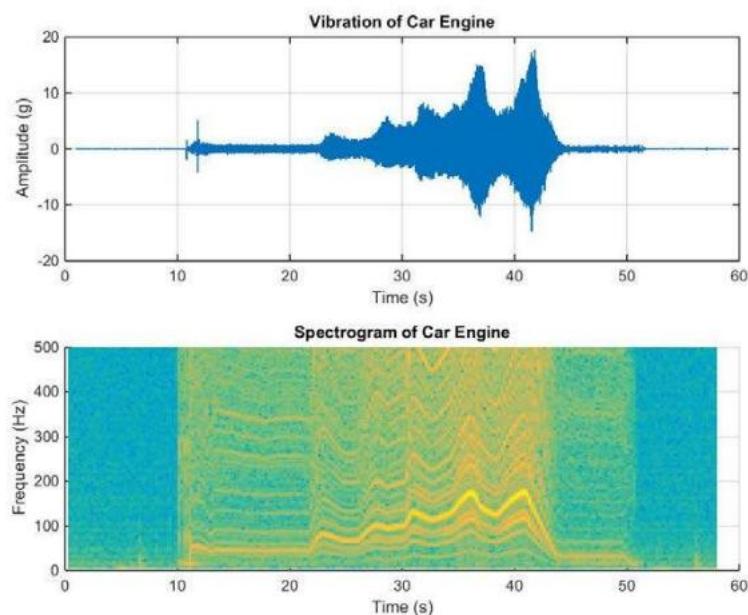
Trong đó, $\omega(t-\tau)$ biểu thị hàm cửa sổ thời gian trượt Hamming chiều dài 256 điểm; chiều dài phép biến đổi Fourier nhanh (N_{FFT}) là 1024 điểm; và tỷ lệ chồng lấn (overlap ratio) đạt đúng 50% nhằm bảo toàn tính liên tục cấu trúc của các vết năng lượng phổ [11].

3. Kết quả và thảo luận

3.1. Phân tích đặc trưng phổ thời gian–tần số của tín hiệu dao động

Để đánh giá khả năng nhận diện các trạng thái hư hỏng của động cơ, tín hiệu dao động sau khi xử lý bằng biến đổi STFT được biểu diễn dưới dạng ảnh phổ thời gian–tần số. Khác với tín hiệu trong miền thời gian, phổ thời gian–tần số cho phép mô tả đồng thời sự phân bố năng lượng theo thời gian và tần số, từ đó làm nổi bật các đặc trưng dao động tương ứng với từng trạng thái làm việc của động cơ.

Đối với trạng thái vận hành chuẩn thì ma trận phổ thời gian–tần số hiển thị một cấu trúc phân bố năng lượng có tính đồng đều cao, ổn định theo thời gian và chủ yếu khu trú ở dải tần số thấp và trung bình (Hình 2).



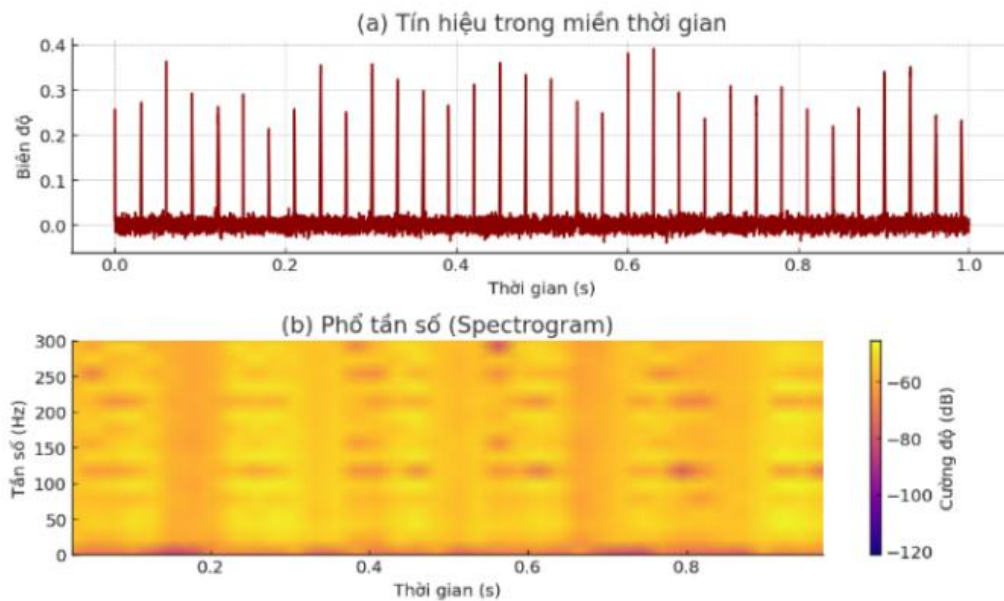
Nguồn: Hanly [8]

Hình 2. Ảnh phổ thời gian–tần số của tín hiệu dao động ở trạng thái vận hành chuẩn

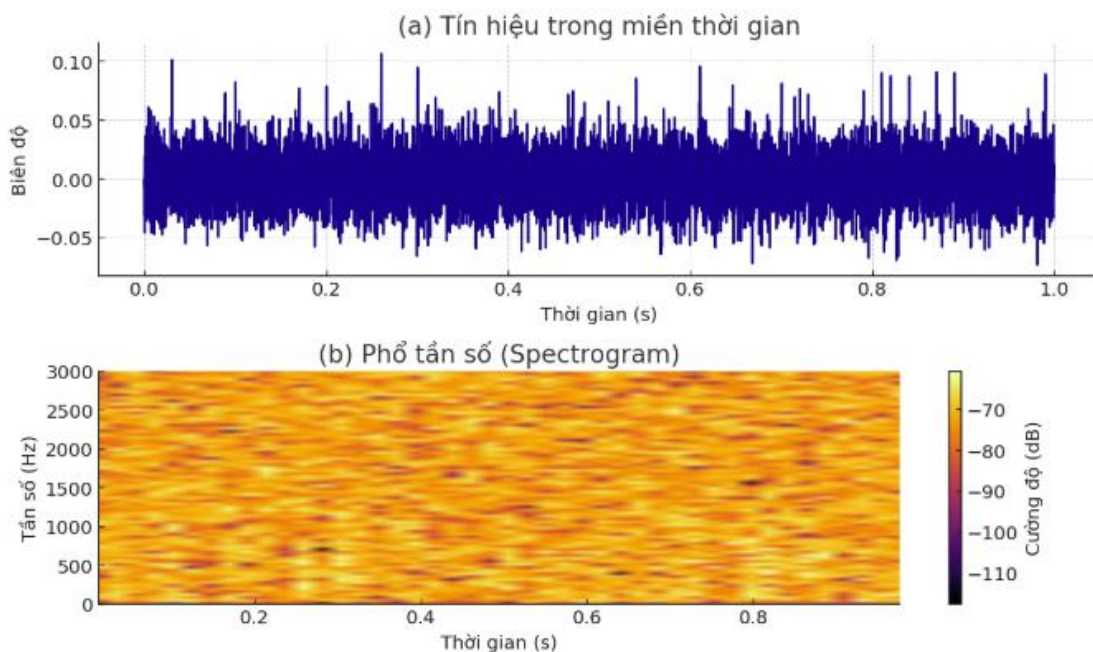
Khi kích bản lỗi bỏ máy xi lanh được kích hoạt, năng lượng phổ biến dạng và tập trung nghiêm ngặt thành các vết phổ có cường độ dòng năng lượng cực đại trong dải tần số thấp từ $50 \text{ Hz} \leq f \leq 100 \text{ Hz}$, như được mô tả ở Hình 3.

Dải năng lượng này trùng khớp hoàn toàn với tần số quay cơ bản của động cơ ($f_0 = \text{RPM}/60$) và các thành phần đa hài bậc thấp liên kề ($2f_0, 3f_0$)

[1], [5]. Đối với kích bản lỗi mòn gối đỡ ổ đỡ chính trục khuỷu, ma trận phổ thực nghiệm (Hình 4) ghi nhận một sự gia tăng năng lượng phổ trên dải tần rộng bao phủ toàn bộ vùng tần số cao từ $1000 \text{ Hz} \leq f \leq 2000 \text{ Hz}$. Sự vắng mặt hoàn toàn của các vết hài rời rạc rõ rệt chứng minh kết cấu thân máy đang bị kích thích bởi các xung lực và sát ngẫu nhiên cường độ cao [2], [3], [6].



Hình 3. Ảnh phổ thời gian–tần số của tín hiệu dao động khi xảy ra lỗi bỏ máy xi lanh



Hình 4. Ảnh phổ thời gian–tần số của tín hiệu dao động khi xảy ra lỗi mòn ổ đỡ trục khuỷu

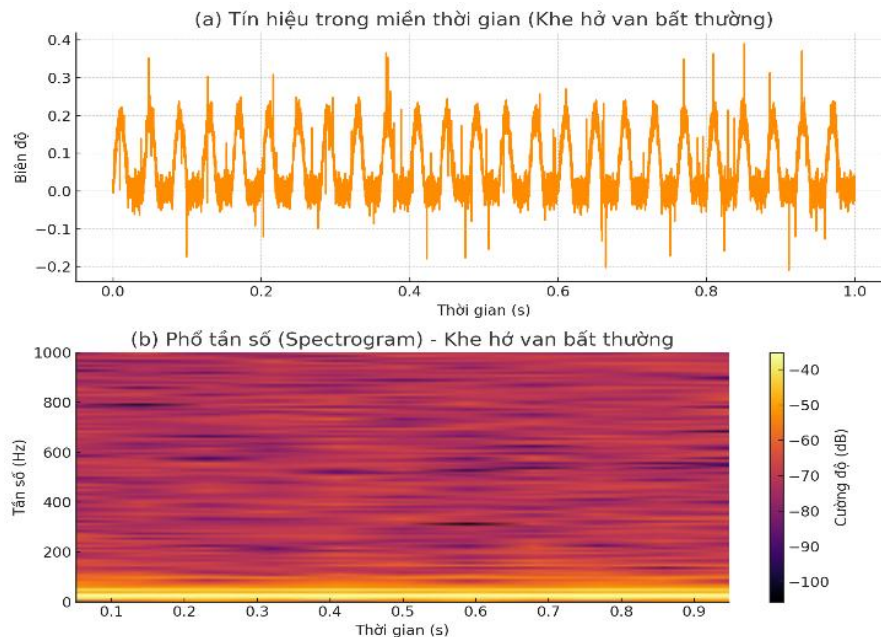
Trong khi đó, lỗi khe hở van vượt giới hạn cho phép sinh ra các xung lực cơ học có hàm Delta chu kỳ, kích thích mạnh các chế độ dao động tự

nhiên của nắp máy định vị trong dải tần số trung bình từ $200 \text{ Hz} \leq f \leq 500 \text{ Hz}$ như được mô tả ở Hình 5. Do trục cam vận hành với vận tốc góc bằng một

nửa vận tốc trục khuỷu, các vết phổ xung tính này xuất hiện lặp lại một cách tuần hoàn nghiêm ngặt sau mỗi hai chu kỳ quay của động cơ [4], [7]. Nhìn chung, mỗi trạng thái hư hỏng tạo nên một phân bố năng lượng đặc trưng trên mặt phẳng thời gian–tần số. Trong khi lỗi bỏ máy xi lanh làm tăng năng lượng ở vùng tần số thấp, lỗi mòn ổ đỡ trục khuỷu

chủ yếu ảnh hưởng đến dải tần số cao, còn lỗi khe hở van tạo ra các xung năng lượng tuần hoàn trong vùng tần số trung bình.

Sự khác biệt này cho thấy ảnh phổ thời gian–tần số chứa thông tin đặc trưng đủ để hỗ trợ quá trình trích xuất đặc trưng và phân loại trạng thái động cơ bằng thuật toán học máy.



Hình 5. Ảnh phổ thời gian–tần số của tín hiệu dao động khi xảy ra lỗi khe hở van vượt giới hạn

3.2. Phân tích không gian vector đặc trưng

Để chuyển đổi dữ liệu hình học trực quan sang ma trận số học đầu vào cho thuật toán học máy, nhóm nghiên cứu thiết lập một vector đặc

trung năm chiều tinh gọn $F=[F_1, F_2, F_3, F_4, F_5]$ trích xuất từ ma trận ảnh phổ thời gian–tần số 2D. Mô hình tính toán chi tiết của từng thành phần đặc trưng được chuẩn hóa tại Bảng 3.

Bảng 3. Các đặc trưng trích xuất từ ảnh phổ thời gian–tần số

Tham số	Ý nghĩa kỹ thuật	Vai trò chẩn đoán lỗi
F_1	Tần số phổ ưu trội	Xác định dải tần số tập trung năng lượng chính
F_2	Biên độ đỉnh tuyệt đối	Phản ánh cường độ xung và đập cơ học cực đại
F_3	Tỷ lệ phổ đa hài	Nhận diện lỗi chu kỳ pha thời gian (Misfire)
F_4	Độ lệch chuẩn phổ	Đo lường mức độ phân tán của năng lượng phổ
F_5	Hệ số độ lệch phổ	Đánh giá tính bất đối xứng của phân phối tần số

Quy trình ánh xạ toán học chuyển đổi 200 mẫu thực nghiệm thành các tọa độ không gian 5D chứng minh tính hiệu quả vượt trội. Các cụm dữ liệu ứng với lỗi bỏ máy xi lanh và lỗi mòn ổ đỡ trục khuỷu phân tách hoàn toàn độc lập nhờ sự khác biệt tuyệt đối về dải tần số hoạt động nền. Tuy nhiên, một hiện tượng chồng lấn nhẹ đã được ghi nhận giữa cụm lỗi khe hở van và trạng thái vận hành nền bình thường ở dải tốc độ thấp

(1000 RPM), nơi năng lượng kích thích và đập của xupap chưa đủ lớn để vượt qua ngưỡng nhiễu nền kết cấu, đặt ra yêu cầu kiểm chứng qua bộ phân loại học máy [11], [12].

3.3. Đánh giá định lượng hiệu năng cô lập lỗi của thuật toán

Các bộ dữ liệu không gian đặc trưng sau đó được đưa vào hệ thống phân loại thông minh dựa trên thuật toán KNN. Trong quá trình phân loại, mức

độ tương đồng giữa mẫu kiểm chứng và các mẫu trong tập huấn luyện được xác định thông qua khoảng cách Euclid trong không gian đặc trưng năm chiều, được tính theo công thức (3).

$$d(u,v)=\sqrt{\sum_{i=1}^5(u_i-v_i)^2} \quad (3)$$

Trong đó: u và v là hai vectơ đặc trưng; u_i và v_i là phần tử thứ i của các vectơ tương ứng; $d(u,v)$ là khoảng cách Euclid giữa hai vectơ đặc trưng.

Để nâng cao khả năng tổng quát hóa của mô

hình, hạn chế hiện tượng quá khớp và giảm thiểu sai lệch do phân chia dữ liệu, siêu tham số k của thuật toán KNN được xác định ở giá trị tối ưu $k=5$ là giá trị siêu tham số của thuật toán KNN. thông qua quy trình kiểm chứng chéo 10 phần độc lập [12]. Hiệu năng phân loại của mô hình được đánh giá dựa trên các chỉ số định lượng, bao gồm độ chính xác, chỉ số F1 (F1-score) và thời gian trễ xử lý trung bình, trên toàn bộ dải điều kiện vận hành của động cơ. Kết quả đánh giá được tổng hợp trong Bảng 4.

Bảng 4. Kết quả đánh giá hiệu năng của mô hình phân loại KNN

STT	Trạng thái kỹ thuật hệ thống	Độ chính xác phân loại (%)	Độ trễ xử lý trung bình (Giây)	Chỉ số F1
1	Trạng thái chuẩn	93.0%	0.03 s	0.925
2	bỏ máy xi lanh	93.0%	0.03 s	0.934
3	Mòn ổ đỡ trục khuỷu	89.0%	0.04 s	0.887
4	Khe hở van vượt giới hạn	88.0%	0.04 s	0.879
-	Hiệu năng trung bình toàn hệ thống	90.75%	0.035 s	0.906

Dựa trên các kết quả định lượng tại Bảng 3, khung phương pháp đề xuất chứng minh một năng lực chẩn đoán cực kỳ vững chắc với độ chính xác trung bình toàn hệ thống đạt 90.75% và có chỉ số F1 đạt 0.906. Hệ thống đạt độ tin cậy tuyệt đối đối với lỗi bỏ máy trong quá trình cháy (93.0%) nhờ sự xuất hiện của các vết năng lượng hài tần số thấp có biên độ vượt trội hẳn so với nền nhiễu cấu trúc cơ học.

Ngược lại, độ chính xác ghi nhận mức giảm nhẹ đối với kịch bản lỗi mòn ổ đỡ trục khuỷu (89.0%) và lỗi khe hở van (88.0%). Biện luận khoa học cho sự sụt giảm này nằm ở hiện tượng che lấp phổ diễn ra tại các vùng vận hành tải trọng thấp (0-10%). Trong điều kiện áp suất cháy và vận tốc góc nhỏ, các lực xung kích cơ học sinh ra do va đập khe hở bạc lót hoặc con đội van có biên độ tương đối bé, dẫn đến việc các thành phần tần số khuyết tật đặc trưng dễ bị hòa lẫn hoặc che khuất bởi các dao động ngẫu nhiên phân tán từ các cơ cấu phụ trợ khác của bộ thử [4], [13].

Tuy nhiên, dưới góc độ triển khai công

nghiệp, tổng thời gian thực thi thuật toán luôn duy trì ổn định dưới ngưỡng ≤ 0.04 giây. Chỉ số độ trễ cực thấp này là một minh chứng khoa học mạnh mẽ, khẳng định hiệu suất tính toán tối ưu của mô hình đề xuất, hoàn toàn thỏa mãn các điều kiện biên nghiêm ngặt cho bài toán chẩn đoán thời gian thực trực tiếp tại biên trên các hệ thống điều khiển nhúng của phương tiện ô tô hiện đại [6], [9], [13].

4. Kết luận và hướng phát triển

Nghiên cứu này đã đề xuất một phương pháp chẩn đoán lỗi động cơ xăng dựa trên phân tích ảnh phổ thời gian–tần số của tín hiệu dao động kết hợp với thuật toán phân loại KNN. Quy trình nghiên cứu được xây dựng bao gồm thu nhận tín hiệu dao động bằng hệ thống Gantner Q.series, xử lý tín hiệu bằng biến đổi STFT, trích xuất các đặc trưng từ ảnh phổ và phân loại trạng thái làm việc của động cơ.

Kết quả thực nghiệm cho thấy mỗi trạng thái hư hỏng tạo ra đặc trưng phân bố năng lượng khác nhau trên ảnh phổ thời gian–tần số. Lỗi bỏ máy xi lanh biểu hiện rõ ở vùng tần số thấp, lỗi mòn ổ đỡ

trục khuỷu làm gia tăng năng lượng trong dải tần số cao, trong khi lỗi khe hở van vượt giới hạn xuất hiện các thành phần năng lượng tuần hoàn trong vùng tần số trung bình. Những khác biệt này tạo cơ sở để xây dựng bộ đặc trưng phục vụ phân loại trạng thái động cơ.

Mô hình KNN đạt độ chính xác phân loại trung bình 90.75%, chỉ số F1 trung bình 0.906 và thời gian xử lý nhỏ hơn 0.04 giây đối với toàn bộ các trạng thái khảo sát. Các kết quả này cho thấy phương pháp đề xuất có khả năng nhận dạng hiệu quả các hư hỏng điển hình của động cơ xăng, đồng thời đáp ứng yêu cầu xử lý gần thời gian thực, phù hợp với các hệ thống giám sát tình trạng và hỗ trợ bảo trì theo tình trạng.

Bên cạnh những kết quả đạt được, nghiên cứu vẫn còn một số hạn chế do dữ liệu thực nghiệm mới được thu thập trên một loại động cơ và số lượng trạng thái hư hỏng còn giới hạn. Trong các nghiên cứu tiếp theo, cơ sở dữ liệu sẽ được mở rộng với nhiều chế độ vận hành và nhiều loại động cơ khác nhau, đồng thời khảo sát khả năng ứng dụng các mô hình học sâu để khai thác trực tiếp đặc trưng từ ảnh phổ thời gian–tần số nhằm nâng cao độ chính xác và khả năng tổng quát hóa của hệ thống chẩn đoán.

Lời cảm ơn

Tác giả bày tỏ lòng cảm ơn sâu sắc đến Ban lãnh đạo Khoa Cơ khí động lực, Trường Cao đẳng Kỹ thuật Công nghệ Bà Rịa - Vũng Tàu vì đã hỗ trợ cơ sở hạ tầng bệ thử động cơ để thực hiện nghiên cứu này. Đồng thời, tác giả trân trọng cảm ơn công ty Gantner Instruments đã hỗ trợ kỹ thuật xác thực phần cứng và tập đoàn MathWorks đã cung cấp môi trường biên dịch xử lý tín hiệu.

Tuyên bố về việc sử dụng AI tạo sinh

Trong quá trình chuẩn bị bài báo này, tác giả đã sử dụng ChatGPT (OpenAI) nhằm cải thiện khả năng đọc hiểu, diễn đạt ngôn ngữ. Sau khi sử dụng công cụ này, các tác giả đã rà soát, kiểm tra và chỉnh sửa toàn bộ nội dung, đồng thời chịu hoàn toàn trách nhiệm về tính chính xác và nội dung khoa học của bài báo được công bố.

Tài liệu tham khảo

- [1] M.M. Abdeltwab, N.M. Ghazaly. (2022). A Review on Engine Fault Diagnosis through Vibration Analysis. *International Journal on Recent Technologies in Mechanical and Electrical Engineering*, 9(2), 1–6. <https://doi.org/10.17762/ijrmee.v9i2.364>
- [2] M. Aliramezani, C.R. Koch, M. Shahbakhti. (2022). Modeling, diagnostics, optimization, and control of internal combustion engines via modern machine learning techniques: A review and future directions. *Progress in Energy and Combustion Science*, 88, 100967. <https://doi.org/10.1016/j.pecs.2021.100967>
- [3] L. M. Long. (2017). Giáo trình Dao động và Tiếng ồn Ô tô. Nhà xuất bản Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh. Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam.
- [4] M. Khairy, M. Abdo, S. Allam. (2021). Petrol Engine Fault Detection Using Mechanical Vibration Analysis. *International Journal of Advances in Scientific Research and Engineering*, 7(10), 58–67. <https://doi.org/10.31695/IJASRE.2021.34092>
- [5] A.T. Alisaraei, A. Mahdavian. (2019). Fault Detection of Injectors in Diesel Engines Using Vibration Time-Frequency Analysis. *Applied Acoustics*, 143, 48–58. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2018.09.002>
- [6] Y.E. Karabacak. (2024). Condition monitoring of internal combustion engines with vibration signals and fault detection by using machine learning techniques. *International Journal of Automotive Engineering and Technologies*, 13(4), 191–200. <https://doi.org/10.18245/ijaet.1251886>
- [7] S. Delvecchio, P. Bonfiglio, F. Pompoli. (2018). Vibro-acoustic condition monitoring of internal combustion engines: A critical review of existing techniques. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 99, 661–683. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.06.033>
- [8] S.W. Hanly. (2016). Shock & Vibration Testing Overview eBook. Mide Technology

- Corporation (now enDAQ). Available at: <https://endaq.com/pages/abstract-shock-and-vibration-handbook> (accessed: 23 October, 2025)
- [9] Gantner Instruments GmbH. (2023). Q.bloxx (Classic) Quick Start Guide. Gantner Instruments GmbH. Schruns, Austria
- [10] MathWorks. (2017). Signal Processing Toolbox User's Guide, MATLAB R2017b. MathWorks, Inc., 2017. Natick, MA, USA
- [11] K. Worden, G.R. Tomlinson. (2001). Nonlinearity in Structural Dynamics: Detection, Identification and Modelling. *Institute of Physics Publishing*. Boca Raton, FL, USA.
- [12] C.M. Bishop. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. *Springer*. New York, NY, USA.
- [13] N.N.S. Torres, J.G. Lima, J.N. Maciel, M. Gazziro, A.A.L. Filho, C.R. Souto, F. Salvadori, O.H.A. Junior. (2024). Non-Invasive Techniques for Monitoring and Fault Detection in Internal Combustion Engines: A Systematic Review. *Energies*, 17(23), 6164. <https://doi.org/10.3390/en17236164>