

# ÁP DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI) VÀ IoT ĐỂ XÂY DỰNG HỆ THỐNG GIÁM SÁT VÀ CHẨN ĐOÁN LỖI ĐỘNG CƠ ĐIỆN

APPLY ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI) AND THE INTERNET OF THINGS (IoT)  
FOR MONITORING AND DIAGNOSING ELECTRICAL ENGINE FAULTS

Nguyễn Vũ Thắng<sup>1</sup>, Trịnh Trọng Chương<sup>1</sup>,  
Đỗ Bá Quang Huy<sup>1</sup>, Phạm Văn Nam<sup>1,\*</sup>

DOI: <http://doi.org/10.57001/huic5804.2024.240>

## TÓM TẮT

Bài báo này tập trung vào ứng dụng các mạng trí tuệ nhân tạo (AI) và Internet of Things (IoT) trong việc giám sát và chẩn đoán các lỗi của động cơ điện, với mục tiêu tối ưu hóa quá trình quản lý và bảo trì hệ thống điện, đặc biệt là trong các ngành công nghiệp như sản xuất, vận tải, và năng lượng. Bài báo nhấn mạnh vào khả năng áp dụng AI và IoT để thực hiện giám sát và chẩn đoán lỗi tự động. Tín hiệu chính được sử dụng là độ rung và nhiệt độ trên vỏ động cơ và bằng cách kết hợp thông tin từ các cảm biến này, hệ thống AI có khả năng phát hiện và cảnh báo về các vấn đề tiềm ẩn hoặc các tình trạng mà không thể được nhận biết thông qua phương pháp kiểm tra truyền thống. Ngoài ra, bài báo cũng thử nghiệm 03 mô hình máy học và trí tuệ nhân tạo (AI) phổ biến là YOLO (You Only Look Once), SVM (Support Vector Machine) và ResNet (Residual Neural Network) để kiểm tra độ chính xác dự trên một bộ sơ sở dữ liệu tự xây dựng. Điều này giúp đánh giá hiệu suất của các mô hình này trong việc nhận dạng và phân loại các tình trạng lỗi của động cơ điện.

**Từ khóa:** IoT; MQTT Protocol; lỗi động cơ; YOLO; ResNet; SVM; biến đổi Fourier STFT.

## ABSTRACT

This paper focuses on the application of artificial intelligence (AI) and Internet of Things (IoT) in monitoring and diagnosing faults in electric motors, aiming to optimize the management and maintenance processes of electrical systems, especially in industries such as manufacturing, transportation, and energy. The article emphasizes the capability of AI and IoT in automating fault monitoring and diagnosis. The main signals utilized are vibration and temperature on the motor casing, and by integrating information from these sensors, the AI system can detect and alert to potential issues or conditions that may not be identifiable through traditional testing methods. Additionally, the paper tests three popular machine learning and AI models - YOLO (You Only Look Once), SVM (Support Vector Machine), and ResNet (Residual Neural Network) - to evaluate their accuracy based on a custom-built dataset. This helps assess the performance of these models in identifying and classifying fault conditions in electric motors.

**Keywords:** IoT; MQTT Protocol; electric motor faults; YOLO; ResNet; SVM; Short-Time Fourier Transform (STFT).

<sup>1</sup>Khoa Điện, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

\*Email: nampv@hauai.edu.vn

Ngày nhận bài: 18/4/2024

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 20/5/2024

Ngày chấp nhận đăng: 25/7/2024

## 1. GIỚI THIỆU

Thay vì dựa vào sự can thiệp thủ công hoặc kiểm tra định kỳ, hệ thống giám sát và chẩn đoán lỗi tự động ứng dụng trí tuệ nhân tạo và IoT liên tục thu thập dữ liệu từ các cảm biến trên động cơ và truyền về trung tâm phân tích thông qua mạng IoT. AI được sử dụng để phân tích dữ liệu này và đưa ra các dự đoán về trạng thái hoạt động của động cơ, từ đó phát hiện và cảnh báo về các lỗi tiềm ẩn hoặc các vấn đề gần như sắp xảy ra. Điều này mang lại nhiều lợi ích đáng kể. Trước hết, việc phát hiện và chẩn đoán sớm các vấn đề giúp giảm thiểu thời gian dừng máy và giảm thiểu chi phí sửa chữa không mong muốn. Ngoài ra, việc tự động hóa qua AI và IoT cũng giúp tối ưu hóa hiệu suất của hệ thống điện, giảm thiểu lãng phí năng lượng và tăng cường độ tin cậy của các thiết bị điện. Bài báo cũng nhấn mạnh vào tính hiệu quả

và linh hoạt của phương pháp này. Khả năng dự báo của AI không chỉ giúp phòng tránh các vấn đề trực trực, mà còn cho phép lập kế hoạch bảo trì định kỳ một cách thông minh, dựa trên dữ liệu thực tế về tình trạng hoạt động của động cơ. Điều này giúp tăng cường sự linh hoạt trong quản lý hệ thống điện và giảm thiểu rủi ro của các sự cố không mong muốn. Do đó, việc áp dụng trí tuệ nhân tạo và Internet of Things trong giám sát và chẩn đoán lỗi của động cơ điện không chỉ mang lại những lợi ích về mặt kinh tế và hiệu suất mà còn mở ra một hướng tiếp cận mới trong quản lý và bảo trì hệ thống điện công nghiệp. Báo cáo này đề xuất và phát triển thêm giải pháp mới nhằm hỗ trợ việc phát hiện và nhận dạng được chính xác hơn một số tình trạng sự cố chính trong động cơ điện tại Mỏ than Vàng Danh tại Uông Bí, Quảng Ninh.

Giám sát tình trạng động cơ là một trong những nhiệm vụ kỹ thuật quan trọng. Đã có rất nhiều các công trình nghiên cứu và giải pháp được đề xuất liên quan tới lĩnh vực này. Trong số những sự cố phổ biến của động cơ, các tác giả thường tập trung tới các lỗi như [6]:

- Nứt/vỡ vòng bi, hộp số;
- Mòn/nứt bánh răng;
- Lệch trục có thể tạo ra mô-men xoắn không đều và gây rung động;
- Quá tải.

Các sự cố này có thể gây ra một trong số các hiện tượng như sau:

- Mức độ dao động mô-men tăng;
- Phát nhiệt cao;
- Rung động bất thường.

Để có thể phát hiện được các sự cố trên, đã có nhiều nghiên cứu dựa trên một số thống số hoạt động của động cơ: Phương pháp giám sát dòng điện của động cơ MCSA (Motor Current Signature Analysis) [4], phân tích phổ Fourier của dòng điện để phát hiện sự cố trong động cơ, biên độ và hình dạng của phổ. Ngoài phổ Fourier, các tác giả còn sử dụng các phương pháp phân tích phổ khác như biến đổi Gabor, wavelet [3]. Một số của động cơ gây biến thiên mô-men, từ đó cũng dẫn tới biến thiên trong dòng điện của động cơ [1, 2, 5]. Bên cạnh tín hiệu điện (dòng điện, điện áp, công suất, tần số,...), gần đây có nhiều nghiên cứu sử dụng một số loại cảm biến không tiếp xúc (âm thanh, rung động, hình ảnh...) để phát hiện sự cố của động cơ như: các nghiên cứu [7-13] đề xuất một phương pháp phát hiện bất thường cho động cơ điện dựa

trên tín hiệu độ rung kết hợp với mạng nơ-ron. Tuy nhiên, nghiên cứu hiện đang chỉ có dữ liệu từ điều kiện bình thường của động cơ và thiếu thông tin về dữ liệu trong các điều kiện lỗi. Nghiên cứu [14] trình bày một giải pháp sử dụng các đặc trưng của tín hiệu rung để làm đầu vào cho quá trình đào tạo mô hình nhận dạng.

Trong những năm gần đây, với sự phát triển của học sâu Deep Learning (DL), có nhiều nhà nghiên cứu quan tâm đến việc sử dụng các phương pháp DL [14-19] để nhận dạng một số lỗi của hệ thống động cơ điện: Áp dụng để chẩn đoán lỗi vòng bi; mạng CNN, YOLO, SVM được sử dụng phân loại phổ ảnh tần số. Phân tích tín hiệu rung là một phương pháp mới để phát hiện/chẩn đoán sớm các sự cố của động cơ.

Báo cáo này tập trung xây dựng một thiết bị thu thập các dữ liệu về độ rung động theo ba chiều X, Y, Z, xây dựng một hệ thống giám sát và cảnh báo một số trường hợp sự cố của động cơ điện online từ xa, khảo sát các mạng AI khác nhau để khảo sát tính chính xác của việc chẩn đoán lỗi, nghiên cứu tiến hành phân tích lỗi dựa trên tín hiệu độ rung. Kết quả thử nghiệm được trình bày trong bài báo cho thấy tính chính xác của các mạng thành phần này trong để xây dựng các phần mềm chẩn đoán lỗi động cơ.

## 2. XÂY DỰNG HỆ THỐNG THU THẬP VÀ GIÁM SÁT

### 2.1. Xây dựng thiết bị thu thập

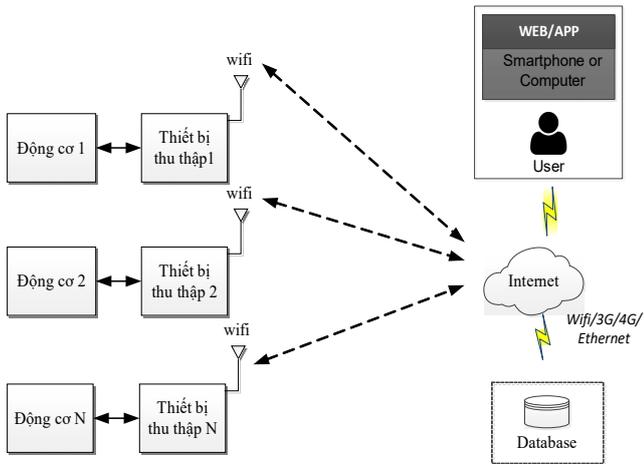
Internet of Things (IoT) hay còn được gọi là Internet vạn vật là một mạng lưới các thiết bị kết nối bằng internet, có khả năng thu thập, xử lý và truyền tải thông tin qua lại với nhau thông qua một mạng duy nhất. Hình 1 là hệ thống thu thập dữ liệu các động cơ điện... được thiết kế và giám sát dựa trên ứng dụng công nghệ IoT. Hệ thống là tập hợp các thiết bị thông minh được kết nối với nhau và chuyển dữ liệu lên web thông qua Wifi. Nhiệm vụ chính của hệ thống là thu thập dữ liệu từ cảm biến thông số động cơ và đưa lên màn hình theo dõi. Hệ thống công nghệ IOT giám sát hoạt động của động từ xa gồm hai thành phần sau:

- *Bộ thu thập dữ liệu*: Thiết bị có chức năng đo độ rung theo ba trục X, Y, Z của động cơ và kết nối với bộ Database qua chuẩn không dây Wifi. Thiết bị có các tính năng chính như sau:

+ Thiết bị nhỏ gọn có thể đo di động và gắn được trên động cơ;

+ Lưu dữ liệu này vào thẻ nhớ SD, thời gian lưu liên tục trong 30 ngày;

- + Thiết bị chạy pin;
- + Truyền dữ liệu theo chuẩn Wifi.



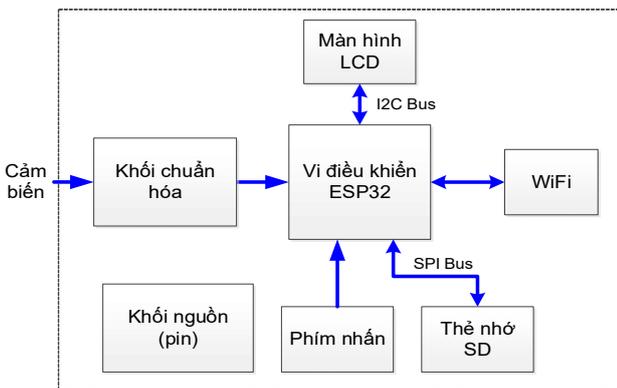
Hình 1. Sơ đồ công nghệ hệ thống IOT giám sát hoạt động của động cơ từ xa

- Phần mềm quản lý tại trung tâm: Máy tính chủ đặt tại phòng giám sát trung tâm, phần mềm

+ Quản lý cơ sở dữ liệu (SQL Server hoặc MySQL) để lưu trữ tất cả trạng thái nhận được từ hệ thống thiết bị giám sát máy.

+ Theo dõi trạng thái và thời gian vận hành, cảnh báo sự cố của động cơ.

Dựa trên các yêu cầu công nghệ và chức năng của bộ thu thập dữ liệu. Từ đó, xây dựng sơ đồ khối như sau hình 2.



Hình 2. Sơ đồ khối của thiết bị

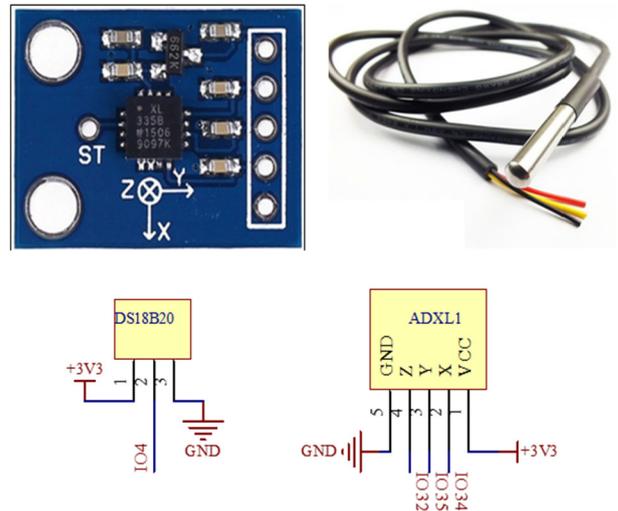
Thiết bị bao gồm các khối chính sau:

- Cảm biến: Lựa chọn cảm biến đo độ rung (gia tốc ADXL335 GY-61), nhiệt độ (DS1802).
- Khối điều khiển trung tâm: sử dụng ESP32;
- Thẻ nhớ SD: Thiết bị sẽ sử dụng các thẻ nhớ dung lượng 8G để lưu giữ được dữ liệu từ cảm biến đo độ rung (có thể lưu liên tục trong 30 ngày);

- Khối pin: Lựa chọn sử dụng 04 pin 18650 sạc lại được, loại 3,7V, 2000mAh.

a) Khối cảm biến

Nghiên cứu lựa chọn cảm biến GY-61 Analog Accelerometer ADXL335 đo độ rung (hình 3).



Hình 3. Cảm biến gia tốc ADXL335 GY-61

ADXL335 có thể đo gia tốc trên 3 trục X, Y, Z tạo thành hệ trục tọa độ 3D. ADXL335 có khả năng đo gia tốc từ -3g đến +3g trên mỗi trục, tín hiệu ra ở dạng Analog. ADXL335 có độ chính xác cao trong đo gia tốc, độ rung. DS18B20 là IC cảm biến nhiệt độ Digital có tính chính xác rất cao và dễ sử dụng để đo nhiệt độ môi trường, kết nối theo giao thức một dây.

b) Vi điều khiển ESP32

ESP32 là một hệ thống vi điều khiển trên chip (SoC) của Espressif Systems, nhà phát triển của ESP8266 SoC. Nó là sự kế thừa của SoC ESP8266 và có cả hai biến thể lõi đơn và lõi kép của bộ vi xử lý 32-bit Xtensa LX6 của Tensilica với WiFi và Bluetooth tích hợp, có công suất thấp. Nó được phát triển vì sự thiếu bảo mật trong ESP2866. Cả hai loại này đều có chức năng tương tác với các nền tảng IoT khác và được sử dụng rất rộng rãi hiện nay.

c) Thẻ nhớ SD

Thiết bị sẽ sử dụng loại thẻ nhớ dung lượng cao để lưu giữ được dữ liệu từ cảm biến đo độ rung. Sơ đồ nguyên lý của khối thẻ nhớ như hình 5.

d) Khối nguồn cung cấp

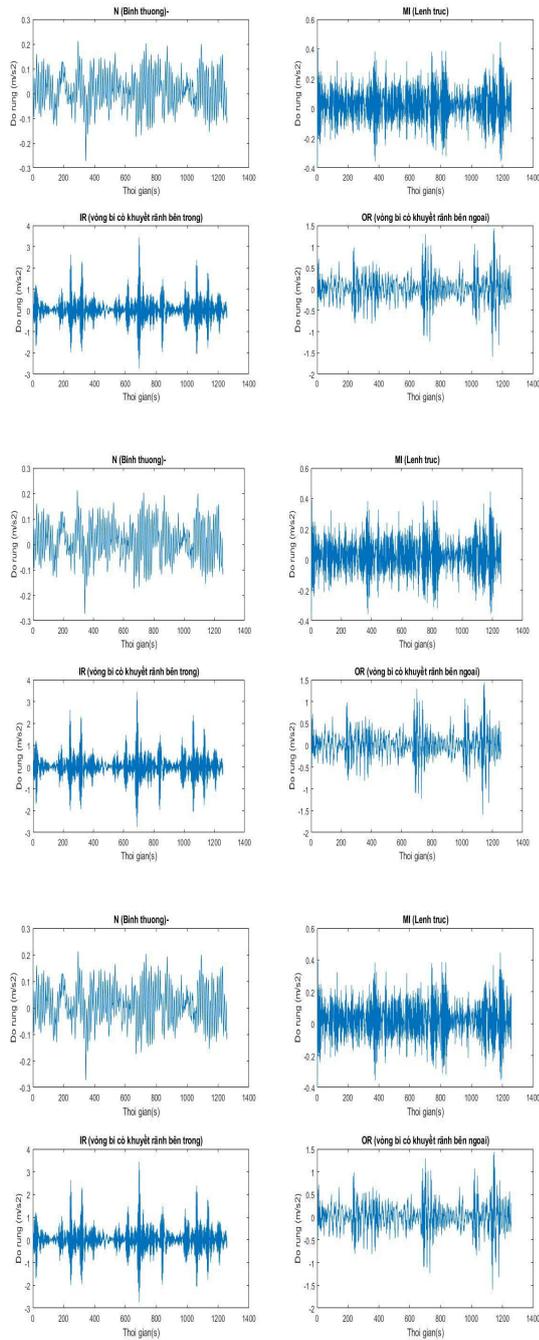
Thiết bị sử dụng 04 pin 3,7V, phối hợp mắc kết hợp nối tiếp và song song để tạo đầu ra là 7,2V qua bộ hạ áp 3,3V (sử dụng IC AMS1117-3V3), cung cấp cho mạch đo (hình 6).



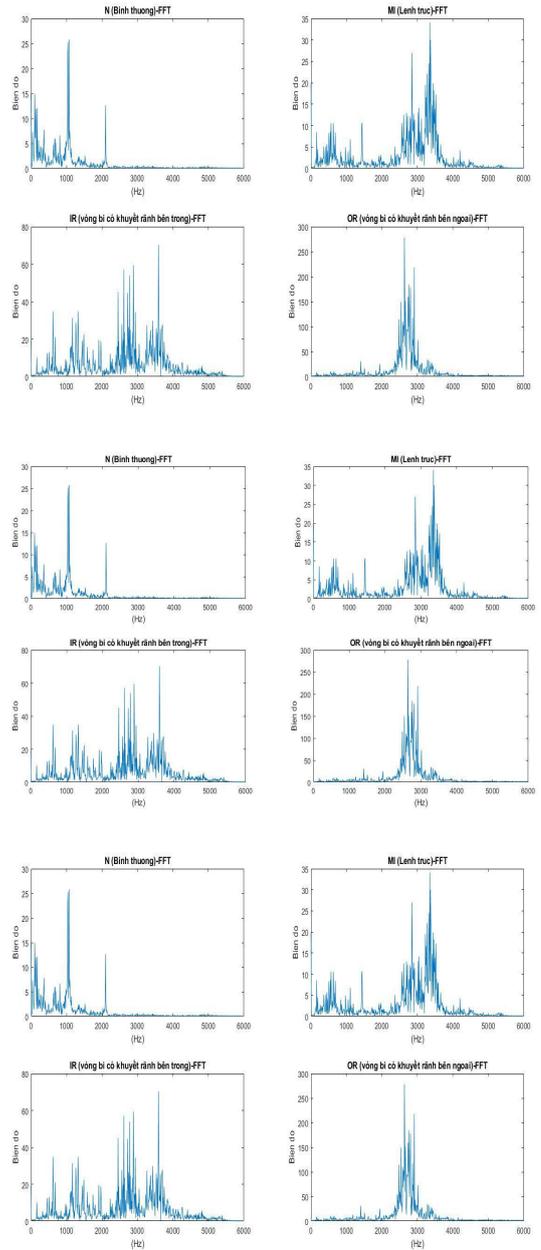
Bảng 1. Dữ liệu thu thập từ mô hình thực nghiệm

Loại lỗi	Tần số trích mẫu (Hz)	Số lượng trích mẫu	Thời gian mỗi trích mẫu (phút)
N	2000	10	5
MI	2000	10	5
ER	2000	10	5

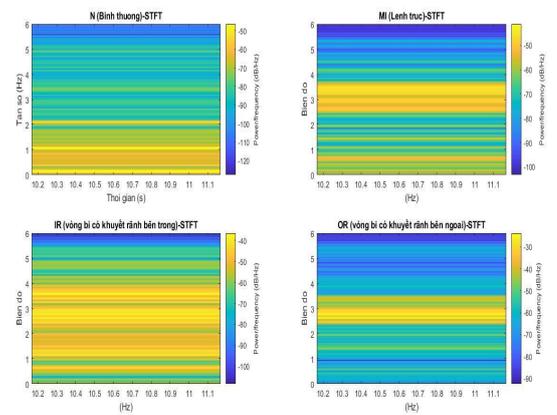
Hình 8 thể hiện hình ảnh biểu diễn trên miền thời gian của bộ dữ liệu thu thập được.

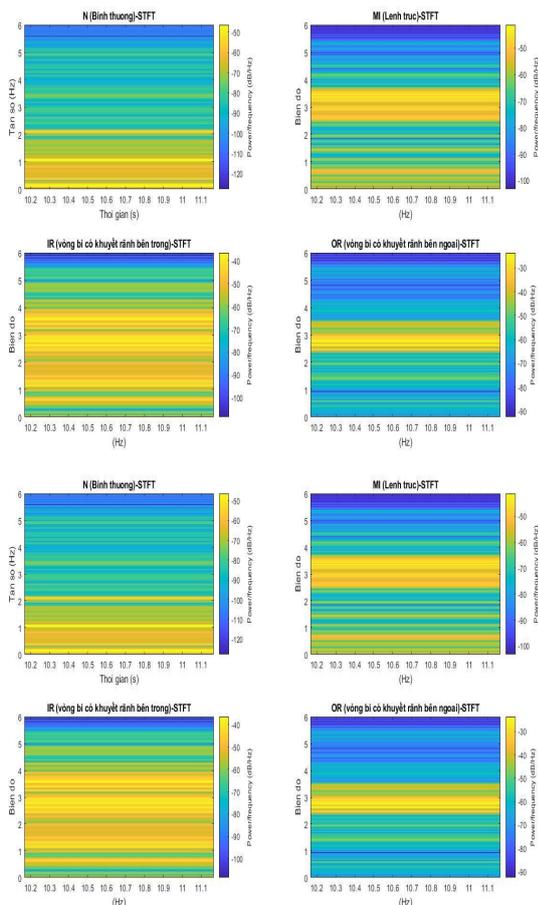


(a)



(b)





(c)

Hình 8. Biểu đồ thể hiện tập dữ liệu trong miền thời gian (a); biểu diễn trên miền tần số FFT (b) và hình ảnh sau chuyển đổi STFT (c)

Nghiên cứu sử dụng biến đổi STFT (Short-Time Fourier Transform) để chuyển đổi tín hiệu từ miền thời gian sang miền phổ, quá trình này thường bao gồm các bước sau:

- Chia tín hiệu thành các khung thời gian: Tín hiệu được chia thành các phân đoạn nhỏ, gọi là khung thời gian, bằng cách sử dụng cửa sổ trượt trên toàn bộ tín hiệu. Mỗi khung thời gian thường có độ dài cố định.

- Áp dụng cửa sổ: Trong mỗi khung thời gian, tín hiệu được nhân với một hàm cửa sổ, chẳng hạn như cửa sổ Hanning hoặc cửa sổ Hamming, để giảm thiểu hiện tượng rò rỉ tần số và đảm bảo rằng tín hiệu được xử lý mượt mà.

- Thực hiện biến đổi Fourier: Sau khi áp dụng cửa sổ, biến đổi Fourier được thực hiện trên từng khung thời gian để chuyển đổi tín hiệu từ miền thời gian sang miền tần số. Kết quả là một phổ ảnh, trong đó mỗi cột đại diện cho một khung thời gian và mỗi hàng đại diện cho một tần số.

Sử dụng biến đổi STFT thu được một biểu diễn phổ của tín hiệu, giúp hiểu rõ hơn về thành phần tần số và

biến động của tín hiệu theo thời gian. Điều này rất hữu ích trong việc phân tích và xử lý tín hiệu trong nhiều ứng dụng khác nhau như xử lý âm thanh, xử lý hình ảnh và truyền thông. Từ đó, nhóm tác giả tiến hành chuyển đổi dữ liệu miền thời gian từ bảng 1 sang dữ liệu hình ảnh tương ứng, sẽ thu được một tập dữ liệu gồm 10000 hình ảnh cho mỗi danh mục, bao gồm N, MI, ER. Các hình ảnh này được chia thành tỷ lệ 7-3, tương ứng với các tập huấn luyện, xác thực và kiểm tra cho mỗi lớp. Cụ thể, 70% cho việc huấn luyện mạng nơ-ron, 30% cho việc kiểm tra, bộ cơ sở dữ liệu được liệt kê chi tiết tại bảng 2.

Bảng 2. Bảng phân chia số lượng mẫu học và mẫu kiểm tra

Loại lỗi	Tổng số mẫu	Số mẫu học	Số mẫu kiểm tra
N	10000	7000	3000
MI	10000	7000	3000
ER	10000	7000	3000

### 2.3. Sử dụng mạng nơ-ron để xây dựng phần mềm chẩn đoán lỗi động cơ

#### 2.3.1. Mạng YOLO

YOLO (You Only Look Once) được huấn luyện trên toàn bộ hình ảnh, tối ưu hóa trực tiếp khả năng phát hiện của nó. Mô hình thống nhất này cung cấp một số ưu điểm so với các phương pháp phát hiện đối tượng truyền thống. Đối với phân loại hình ảnh, kiến trúc có thể được điều chỉnh để phục vụ mục đích phân loại hình ảnh đầu vào vào các lớp được xác định trước. Trong YOLO truyền thống, hình ảnh được chia thành một lưới và mỗi ô lưới dự đoán các bounding box và xác suất lớp. Tuy nhiên, điều này có thể được giảm xuống một ô lưới duy nhất chứa toàn bộ hình ảnh cho mục đích phân loại hình ảnh. Thay vì dự đoán bounding box và xác suất lớp cho mỗi ô lưới, chúng ta điều chỉnh lớp đầu ra để chỉ dự đoán xác suất lớp. Điều này có nghĩa là loại bỏ khía cạnh dự đoán bounding box từ lớp đầu ra cuối cùng. Mạng dự đoán xác suất lớp cho các lớp được xác định trước trực tiếp. Mỗi lớp có một xác suất liên quan cho biết khả năng hình ảnh đầu vào thuộc về lớp đó.

#### 2.3.2. Mạng ResNet-50

ResNet-50 là một kiến trúc mạng nơ-ron sâu được sử dụng rộng rãi trong lĩnh vực thị giác máy tính. Nó là một phần của họ các mô hình ResNet (Residual Neural Network) được thiết kế để giải quyết vấn đề của việc huấn luyện các mạng nơ-ron sâu với số lớp ngày càng tăng. Kiến trúc ResNet-50 bao gồm một loạt các khối residual

(khối còn gọi là identity blocks) mà trong đó các kết nối tắt (shortcut connections) được sử dụng để tránh hiện tượng vanishing gradient và giúp huấn luyện các mạng sâu trở nên dễ dàng hơn. Cụ thể, ResNet-50 có 50 lớp, trong đó bao gồm các lớp convolution, lớp pooling và các khối residual. ResNet-50 đã được chứng minh là hiệu quả trong nhiều nhiệm vụ thị giác máy tính như nhận dạng vật thể, phân loại hình ảnh.

### 2.3.3. Mạng SVM

Máy hỗ trợ Vector (SVM) là một thuật toán học máy giám sát phổ biến được sử dụng rộng rãi cho cả nhiệm vụ phân loại và hồi quy. Trong ngữ cảnh của việc phân loại hình ảnh, SVM được biết đến và sử dụng rộng rãi vì hiệu suất của nó trong việc xử lý dữ liệu đa chiều, làm cho nó thích hợp cho phân tích dữ liệu hình ảnh. SVM nhằm tìm ra mặt phẳng phân chia tốt nhất giữa các lớp trong không gian đặc trưng đa chiều. SVM tìm kiếm mặt phẳng phân chia sao cho tối đa hóa ranh giới, tức là khoảng cách giữa mặt phẳng phân chia và điểm gần nhất từ mỗi trong hai lớp. Một ranh giới lớn thường dẫn đến khả năng tổng quát và hiệu suất tốt hơn. Trong bối cảnh của vấn đề của chúng ta, là bài toán phân loại đa lớp, chúng ta sẽ sử dụng phương pháp One-Versus-Rest.

Mỗi hình ảnh được biểu diễn dưới dạng một vector đặc trưng dựa trên các đặc trưng đã trích xuất. Tập huấn luyện được sử dụng để huấn luyện SVM. Các vector đặc trưng đã trích xuất từ hình ảnh huấn luyện cùng với nhãn tương ứng của chúng được đưa vào SVM. SVM học cách tìm ra siêu phẳng tốt nhất phân tách các vector đặc trưng dựa trên nhãn của chúng.

## 3. KẾT QUẢ

### 3.1. Phần cứng



Hình 9. Hình ảnh thiết bị sau khi đóng hộp

Nghiên cứu thực hiện xây dựng một mô hình thử nghiệm để kiểm tra khả năng lấy mẫu của thiết bị, đối tượng là động cơ. Thiết bị thu thập dữ liệu độ rung lưu vào thẻ nhớ SD và truyền thông theo chuẩn Wifi, dữ liệu này sẽ được sử dụng cho việc huấn luyện mô hình AI, tần

số lấy mẫu 2kHz. Thiết lập thí nghiệm được trình bày trong hình 9, 10 với mục tiêu là thử nghiệm thu thập dữ liệu trong quá trình vận hành của động cơ.



Hình 10. Hình ảnh thử nghiệm thiết bị tại hiện trường

### 3.2. Phần mềm nhận dạng

Bảng 3. Các thông số đánh giá chất lượng của ba mô hình

Loại mô hình	Độ chính xác huấn luyện (%)	Độ chính xác kiểm tra (%)
YOLOv8x	99,591	98,921
Resnet50	96,527	93,381
SVM	97,684	96,297

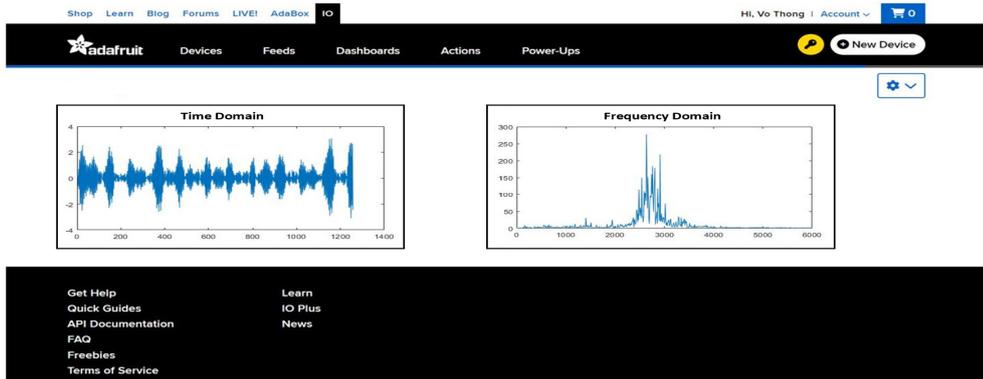
Bảng 3 cho thấy một đánh giá toàn diện về các chỉ số hiệu suất kiểm tra và validation cho các mô hình thị giác máy tính khác nhau, gồm YOLOv8x, ResNet50 và SVM. Đáng chú ý, YOLOv8x nổi bật trong một số khía cạnh quan trọng. YOLOv8x đứng đầu trong ba mô hình với độ chính xác huấn luyện ấn tượng là 99,591% và độ chính xác kiểm tra là 98,921%. Độ chính xác đáng kể này cho thấy sự ưu việt của nó trong việc phát hiện và nhận dạng đối tượng so với ResNet50 và SVM. Trong khi, ResNet50 và SVM cũng hoạt động tốt, với độ chính xác kiểm tra là 93,381%, và 96,297%. Độ chính xác kiểm tra của YOLOv8x cao hơn đáng kể, cho thấy khả năng hiệu quả của nó trong việc xác định đối tượng chính xác trong hình ảnh.

### 3.3. Phần mềm IOT

Website có thể hiển thị dữ liệu thu thập ở miền thời gian và miền tần số trên phút theo thời gian thực, theo dõi tình trạng của động cơ từ xa như thể hiện trên hình 11.

## 4. KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày kết quả nghiên cứu xây dựng và thiết kế một thiết bị để đo và giám sát trong quá trình vận hành. Các kết quả trong bài báo cho thấy độ tin cậy và chính xác của thiết bị trong việc đo lường tín hiệu độ rung từ mô



Hình 11. Hiển thị tín hiệu trên website sử dụng giao thức MQTT

hình thử nghiệm. Nghiên cứu cũng đã khảo sát các thuật toán học sâu, mang lại nhiều lợi ích cho chẩn đoán lỗi máy móc và mở ra những triển vọng đáng kể trong lĩnh vực này. Đóng góp chính của bài báo này nằm ở việc tạo ra một bộ dữ liệu với hai loại lỗi ổ trục và kiểm thử nó với nhiều mạng nơ-ron thông dụng hiện nay. Kết quả nghiên cứu đặc biệt nhấn mạnh ưu điểm của mạng YOLOv8x, nghiên cứu mở ra những khả năng mới cho các nhiệm vụ chẩn đoán sớm các lỗi của động cơ điện theo thời gian thực.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Benbouzid, M. El Hachemi, "A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 47.5, 984-993, 2000.
- [2]. Benbouzid M. E. H., H. Nejjari, "A simple fuzzy logic approach for induction motors stator condition monitoring," in *IEEE International Electric Machines and Drives Conference (Cat. No. 01EX485)*, IEEE, 2001.
- [3]. Cardoso, AJ Marques, S. M. A. Cruz, D. S. B. Fonseca, "Inter-turn stator winding fault diagnosis in three-phase induction motors, by Park's vector approach," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 14.3, 595-598, 1999.
- [4]. Dorrell David G., William T. Thomson, Steven Roach, "Analysis of airgap flux, current, and vibration signals as a function of the combination of static and dynamic airgap eccentricity in 3-phase induction motors," *IEEE Transactions on Industry Applications*, 33.1, 24-34, 1997.
- [5]. Milimonfared Jafar, et al., "A novel approach for broken-rotor-bar detection in cage induction motors." *IEEE Transactions on Industry Applications*, 35.5, 1000-1006, 1999.
- [6]. Toliyat H. A., "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines, a review," *IEEE-IAS 1999 Annual Meeting*, Phoenix, AZ., 1999.
- [7]. Rao J. S., *Vibratory condition monitoring of machines*. CRC press, 2000.
- [8]. Chen Z., Li C., Sanchez R. V., "Gearbox Fault Identification and Classification with Convolutional Neural Networks," *Shock and Vibration*, p. 390134, 2015.

[9]. Zhao J., Yang S., Li Q., Liu Y., Gu X., Liu W., "A New Bearing Fault Diagnosis Method Based on Signal-to-Image Mapping and Convolutional Neural Network," *Measurement*, 176, p. 109088, 2021.

[10]. Gao Y., Liu X., Huang H., Xiang J., "A hybrid of FEM simulations and generative adversarial networks to classify faults in rotor-bearing systems", *ISA Trans.*, 108, 356-366, 2021.

[11]. Liu H., Zhou J., Xu Y., Zheng Y., Peng X., Jiang W., "Unsupervised fault diagnosis of rolling bearings using a deep neural network based on generative adversarial networks," *Neurocomputing*, 315, 412-424, 2018.

[12]. Wang R., Jiang H., Li X., Liu S., "A reinforcement neural architecture search method for rolling bearing fault diagnosis," *Measurement*, 154, 107417, 2020.

[13]. Y. A. Almatheel, M. Osman, "Bearing Element Fault Diagnosis Using Support Vector Machine", in *International Conference on Computer, Control, Electrical, and Electronics Engineering (ICCCCEE)*, Khartoum, Sudan, 1-5, 2021.

[14]. X. Zhang, Y. Liang, J. Zhou, Y. Zang, "A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM," *Measurement*, 69, 164-179, 2015.

[15]. C. Zhang, J. Chen, X. Guo, "A gear fault diagnosis method based on EMD energy entropy and SVM," *Journal of Vibration and Shock*, 29, 10, 216-220, 2010.

[16]. S. Zgarni, A. Braham, "Classification of Bearing Fault Detection Using Multiclass SVM: A Comparative Study," in *15th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, Yasmine Hammamet, Tunisia, 888-892, 2018.

[17]. J. Redmon, A. Farhadi, "YOLO9000: better, faster, stronger", in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 7263-7271, 2017.

[18]. C. Y. Wang, A. Bochkovskiy, H. Y. M. Liao, "YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors", *arXiv preprint arXiv:2207.02696*, 2022.

[19]. Van-Nam Pham, Quang-Huy Do Ba, Duc-Anh Tran Le, Quang-Minh Nguyen, Alberto Ernesto Coboi, Thanh-Lam Bui, "Using Artificial Intelligence (AI) for Diagnosing Electric Motor Faults Based on Vibration Signals," in *2024 International Conference on Information Networking (ICOIN)*, IEEE, 2024.

## AUTHORS INFORMATION

**Nguyen Vu Thang, Trinh Trong Chuong,  
Do Ba Quang Huy, Pham Van Nam**

Faculty of Electrical Engineering, Hanoi University of Industry, Vietnam