

# Ứng dụng học máy để chẩn đoán sự cố của động cơ diesel trong quá trình khai thác

■ PGS. TS. TRẦN HỒNG HÀ<sup>(\*)</sup>; ThS. BÙI QUỐC TÚ; ThS. NGUYỄN KIM ANH

Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

Email: <sup>(\*)</sup>tranhongha@vimaru.edu.vn

**TÓM TẮT:** Trong quá trình khai thác động cơ diesel trên tàu biển, việc đo áp suất cháy trong xy-lanh của động cơ theo góc quay trục khuỷu để hỗ trợ cho người khai thác có thể chẩn đoán được tình trạng kỹ thuật của động cơ là công việc rất cần thiết trong mỗi hành trình của tàu. Bài báo giới thiệu phương pháp ứng dụng kỹ thuật học sâu để huấn luyện phần mềm học các sự cố của động cơ diesel thông qua đồ thị áp suất cháy theo góc quay trục khuỷu, các đồ thị được thu thập trên phần mềm COMPLEX được giả định các thông số đầu vào của động cơ không bình thường như thay đổi góc phun sớm, tỷ lệ nhiên liệu và oxy... dẫn tới biểu hiện đầu ra được tính toán so với trường hợp động cơ làm việc bình thường. Kết quả chẩn đoán với mỗi trường hợp sự cố cụ thể cho thấy độ chính xác có thể đạt tới 73% dự báo được các sự cố của động cơ diesel. Nó giúp cho người khai thác phát hiện sớm các sự cố có thể xảy ra và có biện pháp để khắc phục hoặc bảo dưỡng động cơ kịp thời, nâng cao hiệu quả khai thác và kéo dài tuổi thọ của động cơ diesel.

**TỪ KHÓA:** Động cơ diesel, sự cố, trí tuệ nhân tạo.

**ABSTRACT:** During the operation of diesel engines on ships, measuring the combustion pressure in the engine's cylinder according to the crankshaft rotation angle to assist the operator in diagnosing the technical condition of the engine is a task. Very necessary in every ship's journey. The article introduces the method of applying deep learning techniques to train software to learn about diesel engine problems through graphs of combustion pressure according to crankshaft rotation angle. The graphs collected on COMPLEX software are simulated. Determining abnormal engine input parameters such as changing the advance injection angle, fuel and oxygen ratio, etc. leads to calculated output performance compared to the case of a normal engine working. Diagnostic results for each specific incident case show that the accuracy can reach up to 63% in predicting diesel engine incidents. It helps miners detect possible problems early and take measures to promptly fix or maintain

the engine, improve mining efficiency and extend the life of the diesel engine.

**KEYWORDS:** Diesel engine, machine learning, troubles.

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

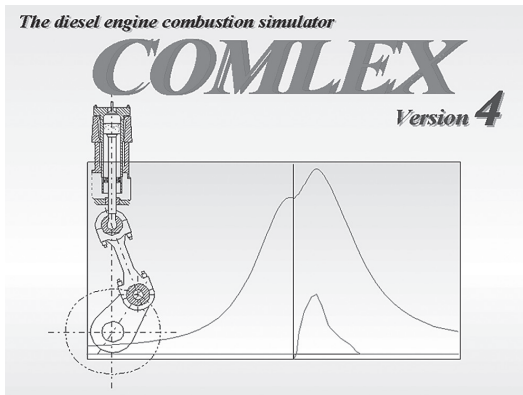
Khi hoạt động, động cơ diesel có rất nhiều thông số đầu vào như chất lượng phun nhiên liệu, lượng nhiên liệu, thời điểm bắt đầu phun, nhiệt độ nước làm mát, lượng không khí cấp vào buồng đốt đều ảnh hưởng tới quá trình cháy của nhiên liệu trong buồng đốt của động cơ diesel. Thông số áp suất cháy là một thông số quan trọng quyết định công suất và hiệu suất của động cơ diesel, diễn biến của áp suất cháy theo góc quay trục khuỷu có thể cho biết được tình trạng kỹ thuật của động cơ đang làm việc bình thường hay đang bị sự cố, bằng phương pháp so sánh đồ thị tại các điểm trên đồ thị khi động cơ làm việc bình thường và sự cố có thể chẩn đoán được động cơ đang bị sự cố gì. Việc chẩn đoán sự cố trên đồ thị áp suất cháy theo góc quay của trục khuỷu đòi hỏi người chẩn đoán phải có kiến thức sâu về động cơ diesel và phải có nhiều kinh nghiệm thực tế mới có thể biết được chính xác sự cố của động cơ khi phát hiện điểm bất thường trên đồ thị cháy. Việc học máy sâu sẽ huấn luyện cho phần mềm tất cả các bất thường trên đồ thị cháy của động cơ giúp cho người khai thác không cần phải có nhiều kinh nghiệm cũng có thể biết được sự cố đang xảy ra để có biện pháp xử lý kịp thời.

Đã có nhiều nhà nghiên cứu sử dụng phương pháp học sâu để chẩn đoán sự cố của động cơ diesel tàu biển [1, 2] nghiên cứu phân loại trạng thái các đối tượng kỹ thuật bằng mạng nơ-ron nhân tạo hay sử dụng thuật toán mạng nơ-ron nhân tạo để nhận dạng và phân loại trạng thái kỹ thuật động cơ diesel tàu thủy. Ngoài ra, một số tác giả đã nghiên cứu ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo trong chẩn đoán hư hỏng động cơ diesel tàu thủy dựa trên phân tích đồ thị công [3]. Các kết quả nghiên cứu trên đã xây dựng được các mô hình chẩn đoán cho từng sự cố cụ thể của động cơ khi biết được các giá trị thông số đầu vào của động cơ như tải, vòng quay, lượng nhiên liệu hoặc khí tăng áp. Trong nghiên cứu của nhóm tác giả, mô hình chẩn đoán được xây dựng dựa vào thông số đầu ra là đồ thị biểu diễn áp suất của quá trình cháy trong xi-lanh động cơ theo góc

quay trục khuỷu, mô hình sau khi được huấn luyện sẽ chẩn đoán được các sự cố bất thường của động cơ trên hình ảnh đồ thị được giám sát bởi mô hình mà không cần có các thông số đầu vào là các thông số hoạt động hay kỹ thuật của động cơ.

## 2. PHẦN MỀM COMLEX

Phần mềm COMLEX như trong Hình 2.1 được sử dụng để mô phỏng quá trình làm việc và nguyên lý hoạt động của động cơ diesel 2 kỳ và 4 kỳ có thông số như Hình 2.2 và Bảng 2.1. Phần mềm còn có các thuật toán được sử dụng để phân tích và đánh giá các chế độ làm việc của động cơ diesel.

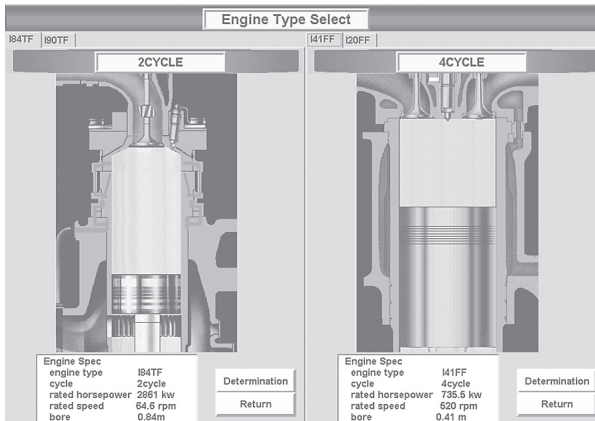


Hình 2.1: Giao diện phần mềm COMLEX

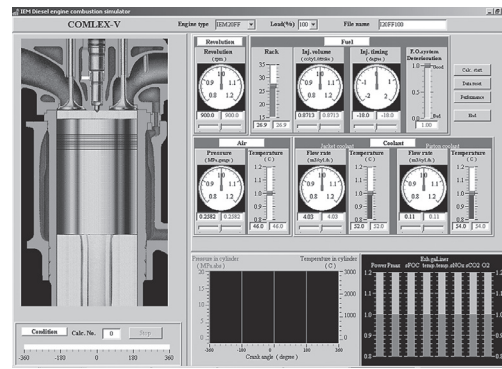
Bảng 2.1. Các thông số của động cơ diesel

Tham số	Giá trị	Đơn vị
Loại động cơ	I84TF	
Số kỳ	2	
Công suất động cơ	2861	kW
Vòng quay động cơ	64,6	Vòng/phút
Đường kính xi-lanh	0,84	m

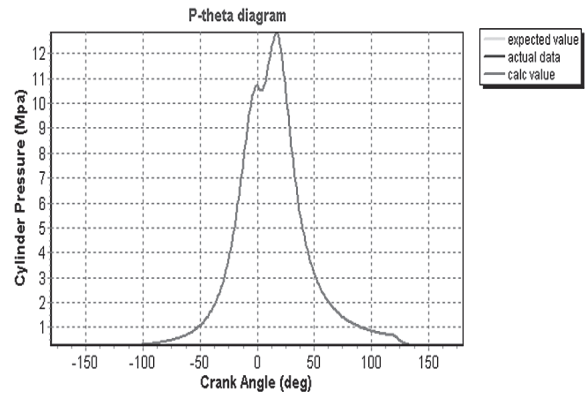
Các chế độ làm việc sự cố của động cơ được xây dựng bằng cách thay đổi các thông số đầu vào như trong Hình 2.3 bao gồm: Thời gian phun nhiên liệu, áp suất khí tăng áp, nhiệt độ khí nạp, lưu lượng nước làm mát, nhiệt độ nước làm mát... các thông số đầu ra: Phần mềm xuất ra đồ thị biểu diễn áp suất trong buồng đốt theo góc quay trục khuỷu, công suất, các thông số trong khí xả của động cơ.



Hình 2.2: Thông số của động cơ diesel



Hình 2.3: Các thông số làm việc có thể thay đổi trên phần mềm

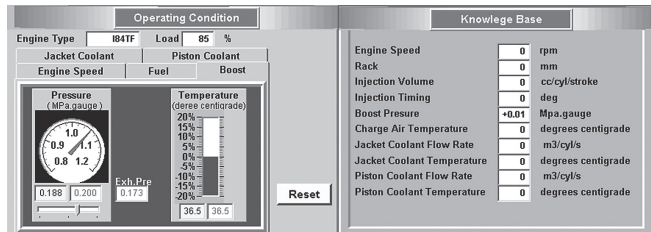


Hình 2.4: Đồ thị triển khai áp suất cháy theo góc quay của trục khuỷu

## 3. THU THẬP VÀ TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU

Số liệu của động cơ được thay đổi ở từng chế độ tải của động cơ từ 50% đến 75% tải của động cơ, công suất thay đổi 572 - 2431 (kW). Số lượng đồ thị ở các chế độ của động cơ thu thập tới 79 đồ thị để làm số liệu huấn luyện như trong Hình 2.4.

Tập dữ liệu được đưa vào huấn luyện là 79 dữ liệu ở các chế độ tải 50% và 75% tải của động cơ, thay đổi các thông số đầu vào như khí tăng áp, góc phun sớm nhiên liệu, lượng nhiên liệu phun, nhiệt độ làm mát xi-lanh, nhiệt độ nước làm mát piston và tốc độ của động cơ như trong Hình 3.1.



Hình 3.1: Thông số đầu ra của động cơ khi hoạt động bình thường và sự cố ở 85% tải

Dữ liệu được đánh giá là hoạt động bình thường hay sự cố dựa vào các thông số đầu ra khi làm việc ở cùng một chế độ tải: Tải của động cơ, áp suất cháy cực đại, nhiệt độ khí xả, nồng độ oxy trong khí xả và nhiệt độ của sơ-mi xy-lanh như trong Hình 4.1. Ngoài ra, thông số quan trọng nhất là áp suất cháy trong xi-lanh được biểu diễn dưới dạng đồ thị theo góc quay của trục khuỷu. Đồ thị được đưa vào tập ảnh

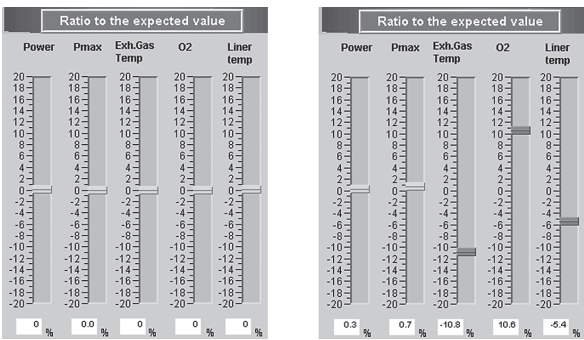
làm dữ liệu để huấn luyện cho phần mềm chẩn đoán. Các dữ liệu được lưu dưới dạng ảnh có đuôi jpg như trong Hình 2.3 bao gồm các trường hợp: Thay đổi áp suất khí tăng áp, lượng nhiên liệu phun, thời gian phun nhiên liệu, tốc độ của động cơ, nhiệt độ làm mát sơ-mi xy-lanh, nhiệt độ làm mát của piston. Các dữ liệu được phân làm hai loại cho trường hợp làm việc bình thường - các thông số đầu ra của động cơ nằm trong phạm vi có phép hiển thị màu xanh, các chỉ số dao động quanh giá trị "0", trường hợp làm việc sự cố - các thông số đầu ra của động cơ vượt quá phạm vi có phép hiển thị màu đỏ, các chỉ số lệch nhiều so với giá trị "0" như trong Hình 3.1.

**4. XÂY DỰNG MÔ HÌNH CHẨN ĐOÁN VÀ THỰC NGHIỆM**

**4.1. Xây dựng mô hình chẩn đoán**

Mạng nơ-ron tích chập có lớp đầu vào, lớp đầu ra, nhiều lớp ẩn và hàng triệu tham số có khả năng tìm hiểu các đối tượng và mẫu phức tạp. Nó lấy mẫu phụ thuộc vào đã cho bằng các quá trình tích chập và gộp và tuân theo chức năng kích hoạt, trong đó tất cả các lớp này là các lớp ẩn được kết nối một phần và cuối cùng là lớp được kết nối đầy đủ dẫn đến lớp đầu ra. Đầu ra vẫn giữ nguyên hình dạng ban đầu tương tự như kích thước hình ảnh đầu vào như trong Hình 4.2, 4.3.

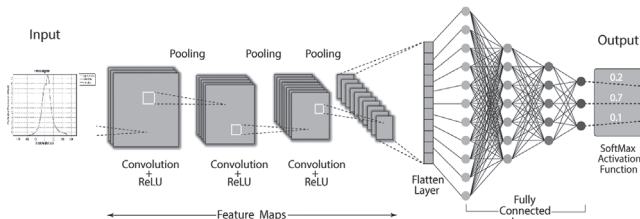
Để phát hiện có sự cố của động cơ diesel kịp thời phát hiện và chỉnh sửa, ở đây nhóm nghiên cứu sử dụng mạng nơ-ron học sâu CNN (Convolutional Neural Network) [4, 5] dựa trên kết quả là áp suất quá trình cháy theo góc quay của trục khuỷu và lưu dưới dạng ảnh định dạng JPEG với kích thước ảnh rộng x cao: (128x128)mm. Tích chập là quá trình liên quan đến sự kết hợp của hai hàm để tạo ra hàm kia. Trong CNN, hình ảnh đầu vào phải chịu sự tích chập khi sử dụng các bộ lọc tạo ra Bản đồ tính năng.



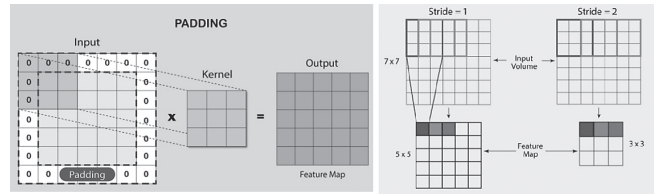
Động cơ hoạt động bình thường ở 85% tải

Động cơ bị sự cố ở 85% tải

**Hình 4.1: Thông số đầu ra của động cơ khi hoạt động bình thường và sự cố ở 85% tải**



**Hình 4.2: Mô hình CNN để chẩn đoán sự cố động cơ diesel [4]**



**Hình 4.3: Đồ thị sai số toàn phương MSE [4]**

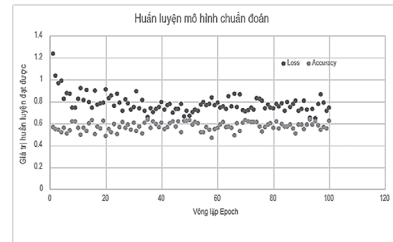
INPUT - Hình ảnh điển hình trong dữ liệu CIFAR 10 sẽ chứa hình ảnh kích thước (128x128)mm, trong đó độ sâu biểu thị số kênh (RGB) trong hình ảnh.

CONV LAYER - Chịu trách nhiệm tính toán kết quả đầu chập giữa trọng số của nơ-ron và vùng của hình ảnh đầu vào có chung kết nối.

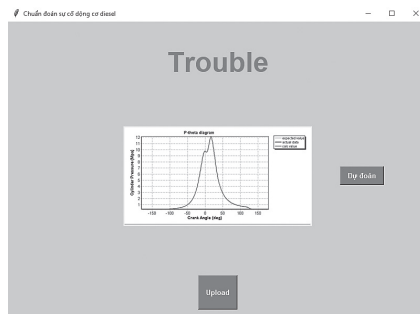
Lớp thứ ba bao gồm RELU dành cho việc áp dụng chức năng chập kết quả của chúng ta. Kích thước của kết quả này không thay đổi.

```
model.add(ConvD(12, (1, 3), activation='relu', input_shape=(image_height, image_width, image_channels)))
model.add(DenseNormal(L2Norm(2)))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(ConvD(4, (1, 3), activation='relu'))
model.add(DenseNormal(L2Norm(2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(ConvD(18, (1, 3), activation='relu'))
model.add(DenseNormal(L2Norm(2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(DenseNormal(L2Norm(2)))
model.add(Dense(10, activation='softmax'))
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='rmsprop', metrics=['accuracy'])
```

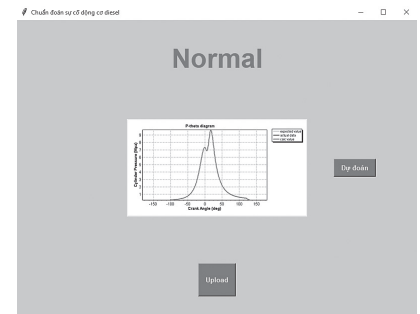
**Hình 4.4: Cấu hình mô hình bằng ngôn ngữ python**



**Hình 4.5: Quá trình huấn luyện mô hình**



**Hình 4.6: Động cơ hoạt động sự cố ở 85% tải**



**Hình 4.7: Động cơ hoạt động bình thường**

Lớp POOL thứ tư sẽ lấy mẫu giảm kích thước không gian của hình ảnh, tức là chiều rộng và chiều cao. Lớp quan trọng nhất trong kiến trúc của CNN là Lớp Convolutions. Thành phần thiết yếu của lớp CONV bao gồm một bộ lọc có thể học được. Khi chuyển tiếp diễn ra, chúng ta thực hiện trượt trên từng bộ lọc theo chiều rộng cũng như chiều sâu của khối lượng đầu vào và cuối cùng chúng ta tính toán giá trị chấm. Sản phẩm chấm này cuối cùng sẽ dẫn đến một map kích hoạt 2 chiều, cung cấp cho chúng ta phản hồi của bộ lọc ở mọi vị trí không gian.

Thông số của mô hình như sau:

- Số nơ-ron đầu vào là 128x128x3
- Số lớp nhân chập (Convolution): 3 lớp
- Hàm kích hoạt là hàm ReLU
- Sử dụng ba hàm tổng hợp MaxPooling
- Kích thước bó (Batch size) là 20
- Chu kỳ huấn luyện (epoch): 100

Cụ thể, số nơ-ron của mỗi lớp trong mô hình CNN được cài đặt trên ngôn ngữ Python 3.8 như Hình 4.4. Các hoạt động trong tầng CNN này bao gồm: Convolution (Conv) + Batch Normalization (BN) + Rectified Linear Unit (ReLU) + Max Pooling (MaxPool) với kích thước của sổ trượt là 2x2, bước nhảy bằng 2 + Drop out (Dropout) với tỷ lệ drop là 0,25. Ở phần sau của mô hình, chúng tôi sử dụng mạng Fully Connected (FC) với tỷ lệ dropout là 0,25.

Để đánh giá độ tin cậy của mô hình ứng dụng, cần thu thập dữ liệu huấn luyện và kiểm thử cho mô hình. Số lượng ảnh thu thập hai loại: Loại 1 là ảnh đồ thị ở trạng thái hoạt động bình thường và loại 2 là ảnh đồ thị ở trạng thái có sự cố ở các mức độ khác nhau. Số lượng ảnh thu thập cho loại 1 (bình thường) gồm 30 ảnh và số ảnh thu thập cho loại 2 (sự cố) gồm 49 ảnh với các nhãn được gán Boost-50N, Boost-50S, Boost-70N, Boost-70S, EFL timing-50N, EFL timing-50S, EFL volume-50N, EFL volume-50S, Jacket coolant-50N, Jacket coolant-50S, Jacket coolant-75N, Jacket coolant-75S, Piston coolant-50N, Piston coolant-75N, Fuel-50N, Fuel-50S, Fuel-75N, Fuel-75S, Speed-50N, Speed-50S, Speed-75N, Speed-75S để huấn luyện. Tập ảnh này sẽ sử dụng 80% để huấn luyện mô hình, còn lại 20% để kiểm thử đánh giá độ tin cậy của mô hình.

Mô hình được huấn luyện trong phần mềm Pycharm sử dụng ngôn ngữ Python, qua 100 lần vòng lặp Epoch. Quá trình huấn luyện mô hình là quá trình huấn luyện có giám sát. Với bộ dữ liệu là 79 ảnh cho thấy khi huấn luyện độ chính xác của mô hình tăng dần từ 45 tới 73%. Trong Hình 4.5 cho thấy độ sai số của mô hình tăng làm cho độ chính xác giảm. Độ chính xác của mô hình chỉ đạt được cao nhất là 73% do tập dữ liệu còn ít chưa đủ để phần mềm có thể huấn luyện tăng được độ chính xác cao hơn.

#### 4.2. Thục nghiệm mô hình

Mô hình sau khi được huấn luyện được thử lại với tập dữ liệu test với 15 dữ liệu ở các chế độ làm việc bình thường và sự cố khác nhau của động cơ. Mô hình chẩn đoán được chính xác các dữ liệu trong tập dữ liệu kiểm tra với độ chính

xác 73% ở hai chế độ bình thường và sự cố của động cơ như trong Hình 4.6 và Hình 4.7.

#### 5. KẾT LUẬN

Kết quả xây dựng mô hình chẩn đoán sự cố động cơ diesel 2 kỳ cho thấy:

Phần mềm được sử dụng để thu thập dữ liệu là phần mềm COMPLEX, phần mềm có thể tính toán và phân tích các chế độ hoạt động khác nhau của động cơ diesel.

Các dữ liệu được đưa vào huấn luyện ở các chế độ làm việc bình thường và sự cố khác nhau khi thay đổi áp suất khí nạp, tốc độ động cơ, lượng nhiên liệu, thời gian cung cấp nhiên liệu, nhiệt độ làm mát xi-lanh. Dữ liệu được lưu dạng hình ảnh để được đưa vào huấn luyện, số lượng ảnh được sử dụng để huấn luyện là 79 ảnh ở các chế độ khác nhau.

Quá trình ứng dụng máy học để huấn luyện cho mô hình chẩn đoán được thực hiện qua 100 vòng lặp, độ chính xác đạt được là 73%. Mô hình đạt được độ chính xác không cao do tập dữ liệu được thu thập chưa được nhiều nên quá trình học còn ít và không sâu. Nhóm nghiên cứu tiếp tục thu thập dữ liệu để huấn luyện mạng để mô hình có thể chẩn đoán đạt được độ chính xác cao hơn.

**Lời cảm ơn:** Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong Đề tài mã số DT23-24.23.

#### Tài liệu tham khảo

[1]. Lê Văn Điểm (2006), *Phân loại trạng thái các đối tượng kỹ thuật bằng mạng nơ-ron nhân tạo*, Tạp chí Khoa học liên trường đại học về Công nghệ thông tin và Hệ thống Saint-Peterburgs, LB Nga, ISBN 5-902894-13-1, số 2, tr.61-63.

[2]. Lê Văn Điểm (11/2008), *Thuật toán mạng nơ-ron nhân tạo để nhận dạng và phân loại trạng thái kỹ thuật động cơ diesel tàu thủy*, Tạp chí Khoa học Công nghệ Hàng hải, số 15-16, tr.40-43.

[3]. Lê Văn Điểm, Đặng Thanh Tùng (3/2012), *Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo trong chẩn đoán hư hỏng động cơ diesel tàu thủy dựa trên phân tích đồ thị công*, Tạp chí Cơ khí Việt Nam, số 3, tr.33-36.

[4]. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition - Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Ha (1998), *Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition*.

[5]. Zewen Li; Fan Liu; Wenjie Yang; Shouheng Peng; Jun Zhou (December, 2022), *A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications and Prospects*, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Vol.33, Issue 12, pp.6999-7019.

**Ngày nhận bài: 18/3/2024**

**Ngày nhận bài sửa: 05/4/2024**

**Ngày chấp nhận đăng: 19/4/2024**