

Áp dụng YOLOv8 để nâng cao độ chính xác trong việc chẩn đoán sự cố của động cơ diesel trên tàu biển

■ PGS. TS. TRẦN HỒNG HÀ^(*); THS. BÙI QUỐC TÚ; THS. NGUYỄN KIM ANH

Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

Email: ^(*)tranhongha@vamaru.edu.vn

TÓM TẮT: Động cơ diesel sử dụng trên tàu biển khi hoạt động phụ thuộc vào nhiều thông số đầu vào như lượng khí nạp, thời gian phun nhiên liệu, nhiệt độ làm mát xi-lanh, tốc độ của động cơ hoặc lượng nhiên liệu cung cấp ở các chế độ tải. Khi các thông số đầu vào không đáp ứng được với yêu cầu của động cơ ở các chế độ làm việc sẽ làm cho hiệu suất của động cơ bị suy giảm hoặc các thông số đầu ra như khí thải không đáp ứng được theo tiêu chuẩn của Tổ chức Hàng hải Quốc tế (IMO). Bài báo nghiên cứu xây dựng phần mềm sử dụng YOLOv8 để chẩn đoán chính xác sự cố của động cơ diesel khi các thông số đầu vào của động cơ không đáp ứng được yêu cầu. Dữ liệu huấn luyện được thu thập từ kết quả dự báo của phần mềm mô phỏng trạng thái làm việc của động cơ diesel COMPLEX. Kết quả dự báo cho thấy độ chính xác đạt được 70% cao hơn so với kết quả huấn luyện sử dụng học máy là 63% và có thể chẩn đoán chính xác được từng trường hợp sự cố cụ thể khi thay đổi các thông số đầu vào của động cơ giúp cho người khai thác động cơ phát hiện sớm được các sự cố để có biện pháp điều chỉnh và khắc phục kịp thời.

TỪ KHÓA: Động cơ diesel, học máy, sự cố động cơ.

ABSTRACT: Operation of Diesel engine on board ship depending on many input parameters such as intake air volume, fuel injection time, cylinder cooling temperature, engine speed or fuel supply in different load regime. When the input parameters do not meet the requirements of the engine in operating modes that cause the engine's performance to be reduced or the output parameters such as emissions does not meet the standards of the international maritime organization IMO. This article researched software using YOLOv8 that is trained to accurately diagnose diesel engine problems when the engine's input parameters does not meet the requirements. Training data is collected from the prediction results of the software that simulates the working modes of diesel engine named COMPLEX. The results show that the prediction accuracy

is 70%, which is more accurate than the training results using machine learning which is 63% and can accurately diagnose each specific incident case when changing the input parameters of the machine that helps engine operators detecting problems early to have corrective and preventive measures

KEYWORDS: Diesel engine, machine learning, troubles.

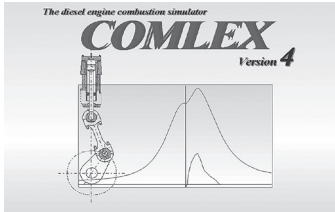
1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong kết quả nghiên cứu ở bài báo trước của nhóm tác giả [1] có 79 dữ liệu ảnh được đưa vào học máy trên ngôn ngữ lập trình Python. Kết quả cho thấy phần mềm dự báo được với độ chính xác là 63% và chỉ chẩn đoán được hai trường hợp làm việc bình thường và sự cố, còn đối với từng sự cố cụ thể thì phần mềm chưa chẩn đoán được chính xác được loại sự cố do nguyên nhân gì. Để nâng cao độ chính xác của phần mềm chẩn đoán có thể chẩn đoán được chính xác được sự cố và nguyên nhân của sự cố, nhóm nghiên cứu đã thu thập thêm dữ liệu về các sự cố của động cơ diesel trên phần mềm COMPLEX và sử dụng YOLOv8 để huấn luyện. Với thuật toán của YOLOv8 có thể nhận diện được rõ và chính xác được các đối tượng trong ảnh. Một số nghiên cứu trong ngành Hàng hải đã sử dụng YOLOv8 để huấn luyện và xây dựng mô hình phát hiện được chính xác các đối tượng trong ảnh. Trong nghiên cứu của Song dùng YOLOv8 để huấn luyện mô hình giám sát tàu thuyền qua lại trong cảng [2] mô hình đã cải thiện được khả năng nhận diện chính xác các đối tượng nhỏ hơn là các tàu thuyền ở khoảng cách xa với độ chính xác trung bình (mean average precision-mAP) tới 95%. Trong nghiên cứu của Zhao [3] đã cải tiến thuật toán của YOLO8 để phát hiện được chính xác các vụ cháy trên tàu biển. Hiệu quả chẩn đoán vượt quá 0,93, cả về độ chính xác và khả năng thu hồi để phát hiện cháy và khói trên tàu. Ngoài ra, mAP@0,5 đạt khoảng 0,9. Mặc dù có sự cải thiện về độ chính xác, Ship-Fire Net cũng có ít tham số hơn và FLOP thấp hơn so với bản gốc làm tăng tốc độ phát hiện của nó.

Mặc dù đã có những nghiên cứu áp dụng YOLOv8 để thực

hiện việc dự báo và chẩn đoán trong ngành Hàng hải nhưng vẫn chưa có nghiên cứu nào chẩn đoán sự cố động cơ sử dụng đồ thị triển khai của áp suất theo góc quay trục khuỷu ứng dụng công nghệ AI. Hiện nay đã có nhiều tàu đã lắp hệ thống giám sát động cơ thông qua việc đo áp suất cháy trong từng xi-lanh và xuất ra kết quả là các đồ thị cháy triển khai như hệ thống trên tàu Mitsui của công ty tàu biển Nhật Bản NSS [4]. Việc dự báo chính xác sự cố bất thường của động cơ diesel thông qua đồ thị trên sẽ giúp cho người khai thác kịp thời phát hiện được những bất thường và có những biện pháp để phòng tránh kịp thời, ngăn ngừa được những hỏng hóc lớn có thể xảy ra đối với động cơ diesel trong quá trình khai thác.

2. THU THẬP VÀ TIẾN XỬ LÝ DỮ LIỆU



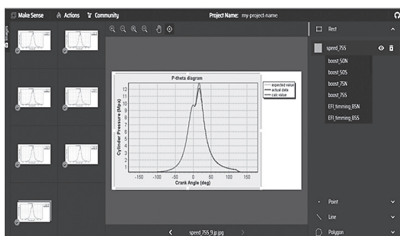
Hình 2.1: Giao diện phần mềm COMPLEX [5]

Bảng 2.1. Các thông số của động cơ diesel

Tham số	Giá trị	Đơn vị
Loại động cơ	184TF	
Số kỳ	2	
Công suất động cơ	2861	kW
Vòng quay động cơ	64,6	Vòng/phút
Đường kính xi lanh	0,84	m

Số liệu được thu thập từ phần mềm COMPLEX như trong Hình 2.2. Dữ liệu được lưu dưới dạng ảnh đuôi jpg được chụp từ màn hình của máy tính khi chạy phần mềm. Các thông số đầu vào của động cơ diesel trong Bảng 2.1 được thay đổi để tạo ra các tình huống sự cố cho động cơ như: Áp suất khí tăng áp, thời điểm phun nhiên liệu, lượng nhiên liệu phun, nhiệt độ nước làm mát sơ-mi xy-lanh và tốc độ của động cơ. Khi thay đổi các thông số đầu vào, kết quả đầu ra được xuất dưới dạng hình ảnh đồ thị triển khai áp suất quá trình cháy trong xy-lanh theo góc quay của trục khuỷu. Số trường hợp thay đổi là 8 trường hợp với chế độ tải của động cơ ở 50% và 75% tải, dữ liệu ảnh xuất ra là 223 ảnh.

Tập dữ liệu ảnh được đưa vào phần mềm Pycharm như trong Hình 2.2, nhóm nghiên cứu xây dựng thuật toán bằng ngôn ngữ Python để định dạng lại kích thước 223 ảnh tự động theo chuẩn xử lý ảnh của YOLOv6 với chiều rộng ảnh là 640 mm, còn chiều cao được sửa tự động đảm bảo được độ nét của ảnh khi đưa vào huấn luyện.



Hình 2.2: Hình được gắn nhãn tương ứng và đổi sang đuôi .txt

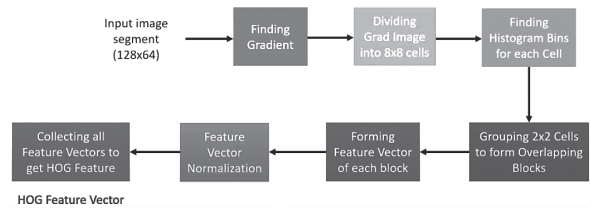
Tập dữ liệu sau đó được đưa vào phần mềm makesense.

AI trên website để gắn nhãn tương ứng với từng trường hợp thay đổi các thông số của động cơ diesel và hình ảnh được tự động chuyển file từ .jpg sang đuôi .txt. Sau đó, các tập dữ liệu được đưa vào colab của google để huấn luyện mô hình.

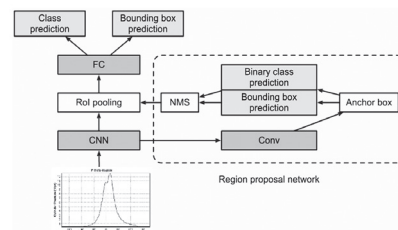
3. PHƯƠNG PHÁP ĐƯỢC SỬ DỤNG ĐỂ HUẤN LUYỆN DỮ LIỆU

3.1. Phương pháp mô tả đặc trưng

Trong mô hình của YOLOv8 có sử dụng phương pháp mô tả đặc trưng dựa vào cách chia hình ảnh thành các ảnh nhỏ hơn, sau đó tính toán các biểu đồ của ảnh để tổng hợp và đưa ra các vector đặc trưng tương ứng với từng đối tượng như trong Hình 3.1. Phương pháp mô tả đặc trưng sử dụng các thông tin về độ phân bố của cường độ trường các vector hoặc các hướng của mép biên mô tả các đối tượng trong các ảnh. Thuật toán trong phương pháp này chia bức ảnh thành các vùng nhỏ hơn, các vùng này được gọi là tế bào (cell). Trong mỗi tế bào được tính toán một biểu đồ cột theo trường vector đối với các điểm trong các tế bào. Ghép các biểu đồ cột này lại sẽ thành bức ảnh ban đầu. Để nâng cao hiệu quả khi nhận dạng, các biểu đồ hình cột được chuẩn hóa về độ tương phản bằng cách tính một ngưỡng cường độ ở một trường lớn hơn các tế bào đó là một khối (block). Ngưỡng này được sử dụng để chuẩn hóa cho tất cả các tế bào của ảnh. Sau khi chuẩn hóa sẽ được một vector đặc trưng có tính bất biến khi các điều kiện về ánh sáng thay đổi.



Hình 3.1: Kiến trúc hệ thống mô tả đặc trưng [6]



Hình 3.2: Mô hình mạng nơ-ron tích chập nhanh [6]

3.2. Mạng nơ-ron tích chập theo vùng

Mô hình của của YOLOv8 sử dụng mạng nơ-ron tích chập theo vùng Faster R-CNN, đây là mô hình phát hiện đối tượng cải tiến trên Fast R-CNN bằng cách sử dụng mạng đề xuất khu vực (RPN) với mô hình CNN. RPN chia sẻ các tính năng tích chập hình ảnh đầy đủ với mạng phát hiện, cho phép đề xuất vùng gần như miễn phí. Đó là một mạng tích chập hoàn toàn có khả năng dự đoán đồng thời các giới hạn đối tượng và điểm số đối tượng ở mỗi vị trí. RPN được đào tạo từ đầu đến cuối để tạo ra các đề xuất khu vực chất lượng cao, được Fast R-CNN sử dụng để phát hiện. RPN và Fast R-CNN được hợp nhất thành một mạng duy nhất bằng cách chia sẻ các tính năng tích chập của chúng: Thành phần RPN cho mạng thống nhất biết nơi cần tìm.

Mô hình Faster-RCNN như trong Hình 3.2 có thêm một mạng con là mạng đề xuất các vùng đặc trưng (Region Proposal Network - RPN), mạng này dùng để lấy ra các vùng có khả năng chứa các đối tượng ở trong ảnh như trong Hình 4.3. Thời gian tính toán của mạng RPN giảm đối với mỗi ảnh là 10 ms. Mạng RPN giảm thời gian tính toán để trích chọn vùng đặc trưng, thường là 10 ms cho mỗi hình ảnh. Mạng này bao gồm các lớp tích hợp mà từ đó có thể thu được các đặc trưng cần thiết thông qua từng lớp tích hợp liên tiếp nhau. Để đưa ra các vùng đặc trưng, các hộp neo có các tỉ lệ, kích thước và độ lớn khác nhau được sử dụng. Trong các hộp neo, việc phân lớp nhị phân được sử dụng để phân loại ra các vùng được trích ra, các vùng đó có khả năng chứa đối tượng nhận dạng và qua các hộp khung giới hạn tương ứng. Sau đó, các vùng trích chọn sẽ được đưa qua 1 bộ lọc (Non maximum suppression - NMS) được sử dụng để loại bỏ các hộp giới hạn dư thừa hoặc không chính xác sau khi các dự đoán đã được thực hiện. Đầu ra của bộ lọc được cho qua 1 lớp gọi là vùng được quan tâm (Region of Interest - ROI) để cố định kích thước đầu ra của các vùng đặc trưng đã trích chọn được. Sau đó được dự đoán theo lớp (class prediction) và được dự đoán theo hộp đường biên (bounding box prediction).

4. XÂY DỰNG MÔ HÌNH CHẨN ĐOÁN VÀ THỰC NGHIỆM

4.1. Xây dựng mô hình chẩn đoán

Mô hình sử dụng mô hình toán coco128.yml của YOLOv8n có cấu trúc như Hình 4.4 để huấn luyện các dữ liệu là các ảnh đồ thị áp suất quá trình cháy của động cơ diesel được gắn nhãn. Bộ dữ liệu bao gồm 22 danh mục đối tượng, bao gồm các đối tượng như: 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. COCO cung cấp các số liệu đánh giá được tiêu chuẩn hóa như độ chính xác trung bình (mAP) để phát hiện đối tượng và giá trị thu hồi trung bình (mAR) để phân đoạn đối tượng và làm cho nó phù hợp để so sánh hiệu suất mô hình. Tập dữ liệu COCO được chia thành ba tập hợp con:

Train2017: Tập hợp con này chứa 223 hình ảnh để đào tạo các mô hình phát hiện, phân đoạn và tạo phụ đề.

Val2017: Tập hợp con này có hình ảnh 50 được sử dụng cho mục đích xác thực trong quá trình đào tạo mô hình.

Test2017: Tập hợp con này bao gồm 20 hình ảnh được sử dụng để kiểm tra và đo điểm chuẩn cho các mô hình được đào tạo.

Trong thời gian huấn luyện mô hình qua mỗi vòng lặp sẽ xuất hiện các lỗi gồm có hai lỗi chính là phát hiện đối tượng trong khung giới hạn đối tượng trong ảnh và lỗi khi phân lớp đối tượng cls_loss.

Đánh giá hiệu quả mô hình thường liên quan đến hai tiêu chuẩn để đánh giá mô hình là các điểm mạnh và giới hạn của mô hình. Độ nhạy, độ chính xác và độ chính xác trung bình (mAP) được sử dụng như là thước đo để đánh giá khả năng phát hiện của mô hình. Các thước đo dùng để đánh giá tốc độ phát hiện và độ phức tạp trong tính toán

của mô hình bao gồm các tham số như giá trị thường được sử dụng để thể hiện độ phức tạp của thuật toán (Floating point operation-FLOPS) và số lượng khung hình trên giây (Frames per second-FPS). Trong mô hình này, độ chính xác được sử dụng làm yếu tố quyết định để đánh giá tính chính xác của mô hình. Độ chính xác được định nghĩa là tỷ lệ số trường hợp dự báo khớp mẫu dương (positive predictions-TP) trên tổng số lượng kết quả trường hợp dự báo khớp mẫu của mô hình (TP + FP). Mô hình bị ảnh hưởng đáng kể bởi sự hiện diện về một số lượng trường hợp dự báo khớp mẫu lỗi (False positive-FP). Giá trị trong phạm vi 0-1 đã được tính toán chính xác bằng cách sử dụng phương pháp sau [7]:

$$P(\text{precision}) = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

Khả năng của mô hình để xác định tất cả các trường hợp của các đối tượng trong hình ảnh (recall-R) là tỷ lệ các trường hợp dự báo khớp mẫu dương tính (True positive) so với tổng số trường hợp dự báo khớp mẫu. Việc thu hồi có thể được xác định bằng cách sử dụng biểu thức toán học sau [7]:

$$(\text{Recall}) = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

Kết quả F1 được xác định bằng độ chính xác và khả năng nhớ lại, cung cấp đánh giá cân bằng về hiệu suất của mô hình trong khi xem xét cả dương tính giả và âm tính giả [7]:

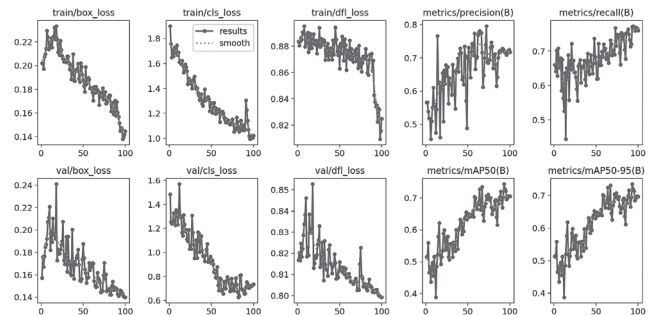
$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P+R} \quad (3)$$

Giá trị AP tính toán diện tích dưới đường cong thu hồi chính xác, cung cấp một giá trị duy nhất gói gọn độ chính xác và hiệu suất thu hồi của mô hình [7].

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (4)$$

Để đánh giá độ chính xác của mô hình, mô hình tính giá trị mAP là mở rộng khái niệm AP bằng cách tính toán các giá trị AP trung bình trên nhiều lớp đối tượng. Điều này rất hữu ích trong các tình huống phát hiện đối tượng nhiều lớp để cung cấp đánh giá toàn diện về hiệu suất của mô hình [7].

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_0^1 AP_i \quad (5)$$

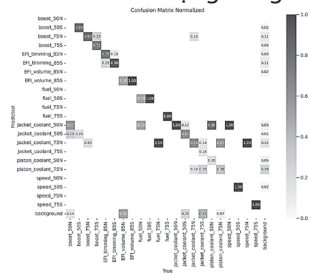


Hình 4.1: Kết quả sau khi huấn luyện mô hình YOLOv8

Mô hình được huấn luyện qua 100 vòng lặp như trên Hình 4.1 cho thấy các đồ thị kiểm tra lỗi huấn luyện như box_loss, cls_loss và dfl_loss trong quá trình huấn luyện giảm xuống thấp, xu hướng các đồ thị có xu hướng đi xuống tới giá trị thấp box_loss giảm từ 0,219 đến 0,1446, cls_loss giảm từ 1,901 đến 1,032, dfl_loss giảm từ 0,8836 đến 0,8248. Trong quá trình đào tạo, mô hình sau khi được học sẽ dự

báo dựa trên dữ liệu thực tế cơ bản được gắn nhãn.

Trong giai đoạn xác thực lại độ chính xác của mô hình, nó tính toán chất lượng của mô hình sau khi đào tạo bằng cách sử dụng các hình ảnh từ tập dữ liệu xác thực. Chỉ số chất lượng có giá trị nhất là mAP50-95, đây là độ chính xác trung bình. Mô hình học hỏi và cải thiện, độ chính xác tăng dần từ vòng lặp này đến vòng lặp khác như trong Hình 4.3 có thể thấy nó tăng dần: từ 0,513 đến 0,697. Sau 100 vòng lặp, độ chính xác của mô hình với mAP50-95 bằng 0,697 được chấp nhận. Ngoài ra, mô hình có thể điều chỉnh các thông số khác như batch, lr0, lrf hoặc thay đổi trình tối ưu hóa đang sử dụng. Độ trùng lặp giữa các đối tượng được mô tả như trong Hình 4.2, các đối tượng có độ trùng lặp nhau khá nhỏ, do vậy mô hình có thể phân biệt và chẩn đoán được chính xác các đối tượng riêng rẽ.



Hình 4.2: Ma trận về độ trùng lặp giữa các đối tượng

Epoch	GPU_mem	box_loss	cls_loss	dfl_loss	Instances	
Size	100/100	2.34G	0.1446	1.023	0.8248	15
440:	100%	14/14	[100:103:00:00], 3.521[L/s]			
		Class	Images	Instances	Box (P)	R
mAP50	mAP50-95)	100%	7/7	[00:01:00:00, 3.891[L/s]		
0.706	0.697	411	223	223	0.717	0.76

100 epochs completed in 0.164 hours.
Optimizer stripped from runs/detect/train2/weights/last.pt, 6.2MB
Optimizer stripped from runs/detect/train2/weights/best.pt, 6.2MB

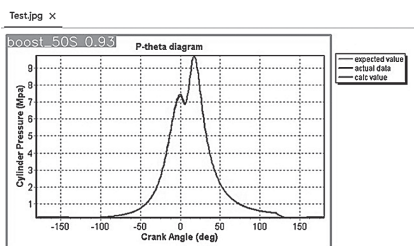
Validating runs/detect/train2/weights/best.pt...
!!! Training YOLOv8.1.15 Python-3.10.12 torch-2.1.0+cu121 CUDA:0 (Tesla V4, 15102MiB)
Model summary (fused): 168 layers, 3009930 parameters, 0 gradients, 0.1 GFLOPs

Hình 4.3: Kết quả huấn luyện trong YOLOv8

Ngoài các số liệu được hiển thị trong quá trình đào tạo, mô hình còn ghi rất nhiều số liệu thống kê vào bộ nhớ. Khi quá trình đào tạo bắt đầu, nó sẽ tạo thư mục con trong thư mục hiện tại và sau mỗi vòng lặp, nó sẽ ghi các tệp nhật ký khác nhau vào đó. Mô hình được đào tạo sau mỗi vòng lặp sang tệp /runs/Detect/train/weights/last.pt và mô hình có độ chính xác cao nhất sang tệp /runs/Detect/train/weights/best.pt. Vì vậy, sau khi đào tạo xong có thể lấy tệp best.pt để sử dụng trong chẩn đoán.

4.2. Thực nghiệm mô hình

Sau khi huấn luyện, mô hình được kiểm tra lại độ chính xác của mô hình khi chẩn đoán các trường hợp sự cố của động cơ diesel ở các trường hợp khai thác khác nhau. Số lượng ảnh được sử dụng để đánh giá mô hình là 30 ảnh, các ảnh này không trùng với các ảnh được đưa vào huấn luyện mô hình.



Hình 4.4: Kết quả chẩn đoán của mô hình

Kết quả kiểm tra cho thấy mô hình chẩn đoán được chính xác các trường hợp sự cố như trong Hình 4.4. Các sự cố được chẩn đoán boost_50S, EFL_timing_75S và fuel_50S với độ 0,93, 0,98 và 0,96 tương ứng. Độ chính xác của mô hình được huấn luyện tương đối tốt.

5. KẾT LUẬN

Mô hình chẩn đoán sự cố động cơ diesel dựa vào đồ thị triển khai của áp suất quá trình cháy theo góc quay trục khuỷu dựa vào kết quả huấn luyện trên phần mềm YOLOv8 cho thấy:

Tập hợp dữ liệu dạng ảnh với 223 hình ảnh ở 22 trường hợp làm việc khác nhau của động cơ diesel 2 kỳ trên phần mềm đào tạo về động cơ diesel COMPLEX. Các ảnh được định dạng lại kích thước theo kích thước tiêu chuẩn của YOLOv8 và được gắn nhãn trên mỗi ảnh theo từng trường hợp làm việc bình thường hoặc sự cố của động cơ.

Mô hình được huấn luyện có giám sát theo mô hình toán coco128.yml của YoLov8 với 100 vòng lặp để đạt được độ chính xác trung bình mAP gần 69,7% với các lỗi trong khi giới hạn đối tượng và lớp đối tượng nhỏ sau khi huấn luyện box_loss: 0,1446, cls_loss: 1,023

Mô hình sau khi được huấn luyện đã được thử lại khả năng dự báo với tập hình ảnh test cho thấy mô hình chẩn đoán chính xác được từng trường hợp sự cố cụ thể với độ chính xác là 0,99 và mô hình có thể giám sát theo thời gian thực đồ thị trên màn hình để cảnh báo cho người khai thác khi có bất thường xảy ra đối với động cơ diesel.

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

Tài liệu tham khảo

- [1]. Trần Hồng Hà, Bùi Quốc Tú, Nguyễn Kim Anh (2024), Ứng dụng trí tuệ nhân tạo để chuẩn đoán sự cố của động cơ diesel trong quá trình khai thác.
- [2]. Xuemeng Zhao and Yinglei Song (2023), Improved Ship Detection with YOLOv8 Enhanced with MobileViT and GSCov, Electronics.
- [3]. Ziyang Zhang, Lingye Tan and Robert Lee Kong Tiong, Ship-Fire Net (2024), An Improved YOLOv8 Algorithm for Ship Fire Detection, Sensor.
- [4]. Tàu Mitsui, Công ty Nippon Steel Shipping Co.Ltd (2024), Dữ liệu thu thập từ hệ thống giám sát máy chính của tàu.
- [5]. Khoa Máy tàu biển, Phần mềm mô phỏng quá trình cháy COMLEX, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam.
- [6]. Vinbigdata (2022), Giới thiệu một số thuật toán phát hiện đối tượng phổ biến.
- [7]. Jacob Solawetz and Francesco (2023), What is YOLOv8.

Ngày nhận bài: 23/02/2024
Ngày nhận bài sửa: 08/3/2024
Ngày chấp nhận đăng: 18/3/2024