

CƠ SỞ DỮ LIỆU CHO MÁY HỌC CHẨN ĐOÁN KỸ THUẬT ĐỘNG CƠ DIESEL TÀU THỦY BẰNG ĐAO ĐỘNG XOẮN

DATABASE FOR CLASSIFICATION - MACHINE LEARNING MAIN DIESEL ENGINE USING TORSIONAL VIBRATION

CAO ĐỨC HẠNH¹, PHẠM VĂN NGỌC², ĐỖ ĐỨC LƯU^{2*}

¹Khoa Công nghệ Thông tin, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

²Viện NCKH&CN Hàng hải, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

*Email liên hệ: luudd@vimar.edu.vn

Tóm tắt

Bài báo trình bày phương pháp xây dựng cơ sở dữ liệu dao động xoắn cho chẩn đoán kỹ thuật tổng thể cháy / không cháy trong các xy lanh động cơ diesel máy chính tàu biển (MDE) sử dụng máy học (machine learning, ML) trên LabView. Tập trạng thái kỹ thuật gồm R lớp D_k tương ứng với: D_0 - khi tất cả các xy lanh làm việc tốt; $D_{1..z}$ - khi có một xy lanh không cháy, z - số xy lanh của MDE. CSDL được thiết kế cho chẩn đoán phù hợp để áp dụng LabView - AML toolkit. Bộ cơ sở dữ liệu được xây dựng trên cơ sở kế hoạch thí nghiệm (DoE) gồm R thí nghiệm cơ sở, mỗi thí nghiệm cơ sở được lặp N lần, trong đó: (i) m lần lặp do nhiễu từ vòng quay chẩn đoán trung bình của MDE, n_{avr} (v/phút) với mức $\delta n = \pm 5\%$; (ii) N_s lần lặp do nhiễu trạng thái cháy/không cháy của các xy lanh với mức $\delta Cf(i) = \pm 5\%$. Cụ thể là với $Cf(i) = [0,95-1,05]$ khi xy lanh thứ i hoạt động bình thường và $Cf(i) = [0-0,05]$ - khi không cháy. Dao động xoắn (TVs) được tính bằng phần mềm tự động tính TVs (SATVC) đã được xây dựng tại Trường Đại học Hàng hải Việt Nam. Bộ cơ sở dữ liệu kết quả được kiểm thử cho phân lớp - máy học (CML) trên MDE 6S46MCC7 tàu MV.HR34000DWT: z=6; R=7; tại $n_{avr} = 73$ v/phút, dải vòng quay được chọn nằm trong khoảng [69-77] (v/phút) thỏa mãn các điều kiện: xa vùng vòng quay cộng hưởng và nhiễu $\delta n = \pm 5\%$; Kế hoạch thí nghiệm được xây dựng gồm $N = 7.2^6 \cdot 9 = 4032$ thí nghiệm.

Từ khóa: Dữ liệu phân lớp - học máy, phân lớp và machine learning, Chẩn đoán động cơ diesel tàu biển.

Abstract

This paper proposed a method to build the database for diagnosing the common technical states by the torsional vibrations of the main diesel engine (MDE) using machine-learning toolkit of LabVIEW. The set of technical states includes R classes D_k corresponding with: D_0 - All of cylinders are working normally; $D_{1..z}$ - One of

cylinders is misfiring. The database was constructed to easily apply the analysis machine learning (AML) toolkit for classification and diagnosing. The database was created based on the Design of Experiment (DoE) containing R fundamental experiments. Each basic experiment was totally executed N times including: (i) m repeat times for the noises of diagnosing speed regimes of MDE $n_{avr}(rpm)$ with $\delta n = \pm 5\%$; (ii) N_s repeat times for the noises of firing/misfiring states with $Cf(i) = \pm 5\%$. Specifically, $Cf(i) = [0.95 - 1.05]$ when i^{th} - cylinder is working normally, and $Cf(i) = [0-0.05]$ when this cylinder is misfiring. In the verified case study for MDE 6S46MCC7 installed on MV.HR34000DWT: at $n_{avr} = 73(rpm)$, the selected working speed range is [69-77] (rpm). These speed values satisfy the conditions: far from resonant speed regimes and $\delta n = \pm 5\%$. The made DoE had $N = 7.2^6 \cdot 9 = 4032$ experiments. The Torsional Vibration signal (TVs) was calculated using Software for Automatic Torsional Vibration Calculation (SATVC), which was made in VietNam Maritime University. The result database was used for illustrating Classification conditional states by Machine Learning (CML) method for this verified object.

Keywords: Database for classification and machine learning; Classification and machine learning, Diagnosing marine diesel engine.

1. Đặt vấn đề

Thực tế khai thác MDE, hầu hết thời gian động cơ làm việc ở trạng thái kỹ thuật bình thường tương ứng với tất cả các xy lanh đều làm việc tốt. Hiện tượng một xy lanh không cháy có xác suất rất nhỏ. Khi xảy ra sự cố này, vòng quay khai thác động cơ được điều chỉnh giảm đi để đảm bảo an toàn cho động cơ cho đến khi xy lanh trục trặc được sửa chữa hư hỏng. Do đó, trong thực tế các trường hợp có nhiều hơn một xy lanh không làm việc gần như không thể xảy ra.

Tín hiệu dao động xoắn (TVs) mà cụ thể là các cực trị (giá trị cực đại và giá trị cực tiểu) đã được

chứng minh mang nhiều thông tin có ích trong trạng thái kỹ thuật tổng thể diesel máy chính tàu thủy [1], [2]. Trong [2], [6] đã tính dao động xoắn, tính các giá trị cực đại VA và giá trị cực tiểu VB dựa trên phương pháp lập kế hoạch DoE 2^{n-k} . Dữ liệu sau đó được sử dụng để xây dựng cơ sở dữ liệu từ đó xác định mô hình hồi quy phục vụ chẩn đoán trạng thái của đối tượng MDE. Quá trình tính TVs trong các công trình trên sử dụng tham số đầu vào là hệ số cháy $x(i)=2.Cf(i) - 1, i=1 \dots z$, với z là số xy lanh của MDE. Hệ số cháy cho xy lanh thứ i: $Cf(i) = [0, 1]$. Trong đó, giá trị $x(i) = -1$ khi xy lanh không cháy $Cf(i) = 0$ và $x(i)=+1$ khi xy lanh cháy bình thường $Cf(i)=1$.

Vấn đề chưa được quan tâm: quá trình cháy thực tế của xy lanh có thể diễn ra không tuyệt đối ổn định ở từng mức 0 hoặc 1, nên tại nghiên cứu này sẽ nghiên cứu đến đầu vào là nhiều trạng thái cháy cho xây dựng CSDL chẩn đoán.

Trong khai thác thực tế MDE, các trường hợp có nhiều hơn 1 xy lanh không cháy chiếm tỉ lệ rất nhỏ. Các trường hợp từ 2 xy lanh không cháy trở lên, trong [6] đã dùng vào kế hoạch thí nghiệm (Design of Experiments, DoE) dạng 2^{n-k} để xây dựng mô hình chẩn đoán hồi quy.

Phương pháp mô phỏng phân lớp trạng thái kỹ thuật của R lớp được trình bày tại [1], [3]. Công trình [3] đã xét đến nhiều tại số liệu đo cuối cùng (TVs) từ đó dùng m lần lặp (m=10) bằng mô phỏng nhiễu trắng với biên độ $\pm 5\%$.

Công trình [5] đã đưa ra phương pháp mới biểu diễn trực quan các lớp trạng thái kỹ thuật trong không gian hai chiều Đề-các (x,y) vectơ dấu hiệu chuẩn đoán mới NV(x,y). Tại đây, nhiều vòng quay được nghiên cứu, mô phỏng $\pm 5\%$ và đưa vào để tính TVs. Nhiều trạng thái cháy chưa được xét đến.

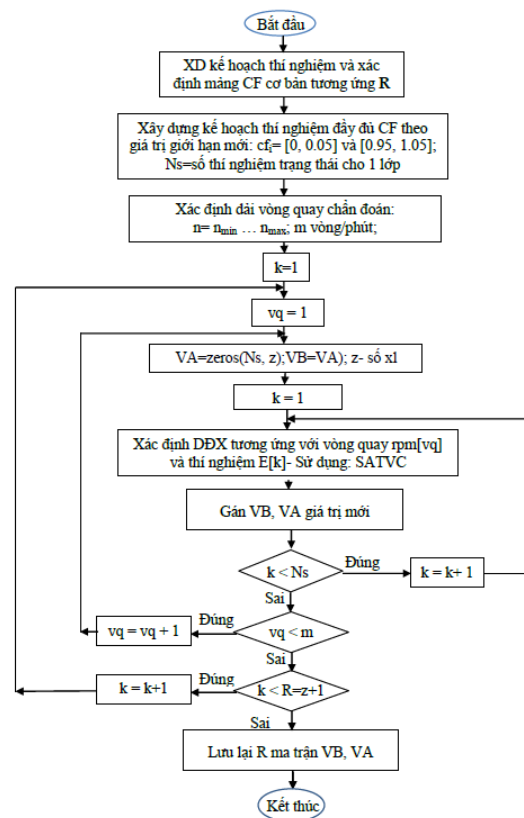
Trong nghiên cứu này, các tác giả đưa ra kế hoạch thí nghiệm (DoE) cho thiết lập cơ sở dữ liệu chẩn đoán trạng thái tổng thể MDE trong đó: (a) thay đổi các hệ số cháy của xy lanh với sai khác $\pm 5\%$ mức độ cháy; (b) vòng quay chẩn đoán là một đoạn có giá trị trung bình n_{avr} và độ lệch tương đối từ giá trị trung bình $\delta = \pm 5\%$.

TVs được mô phỏng dựa trên phương pháp tính và phần mềm tự động tính dao động xoắn (SATVC) [4] đã được PGS.TSKH. Đỗ Đức Lưu cùng các cộng sự xây dựng ở Trường Đại học Hàng hải Việt Nam. Để xác định vùng vòng quay chẩn đoán với nhiễu $\delta = \pm 5\%$: $n_D = [1-\delta, 1+\delta]n_{avr}$, chúng ta cần sử dụng kết quả tính các tần số dao động tự do, sao cho D không chứa các vòng quay tương ứng với một trong

hai tần số dao động riêng nhỏ nhất. Lý giải cho việc lựa chọn vùng vòng quay chẩn đoán [69, 77] đã được trình bày tại [6]. Phần mềm được phát triển cho xây dựng cơ sở dữ liệu viết trên LabView với module máy học cũng có cấu trúc phù hợp với các yêu cầu đầu vào của module.

2. Phương pháp nghiên cứu

Để xây dựng cơ sở dữ liệu cho phân lớp - máy học (CML - Classification and Machine Learning) trên MDE với giả thuyết: $R=z+1$ lớp trạng thái kỹ thuật, trong đó z là số xy lanh của động cơ; đặc tính chẩn đoán tương ứng với các ma trận VA và VB (gồm N hàng, z cột) đặc trưng cho tín hiệu dao động xoắn trong miền thời gian. Sơ đồ thuật toán chung được thể hiện trên Hình 1.



Hình 1. Sơ đồ thuật toán chung thu thập, xử lý dữ liệu (VA,VB) cho phân lớp - máy học trên MDE

Hình 1 đưa ra quy trình tự động thu thập, xây dựng cơ sở dữ liệu cho chẩn đoán. Khối lượng dữ liệu tính ở đây rất lớn. Ví dụ, đối với MDE có z=6 xy lanh, R=7, tại vòng quay chẩn đoán trung bình $n_{avr}=73v/p$, có lặp vận tốc m=9 và lặp trạng thái $Ns=2^6=64$, sẽ cần tổ chức DoE gồm $N=m.Ns.R = 9.64.7=4032$ lần tính dao động xoắn (TVC), chia theo 7 lớp. Mỗi lần TVC đưa ra một vectơ VA và VB.

Như vậy, thuật toán và phần mềm cần tính, lưu lại 14 ma trận dữ liệu: **MVA, MVB** (7 ma trận cho từng loại) tương ứng với 7 lớp trạng thái kỹ thuật.

Tại các lớp $D_k, k=0 \dots R-1$, chúng ta cần kiểm tra tính đồng nhất của tập dữ liệu thu được cho từng lớp. Thuật toán có thể thực hiện theo phương pháp thống kê, tiêu chuẩn Schi (χ^2), hay t-student [3], [6].

Trong không gian z chiều của véc tơ dấu hiệu chẩn đoán: $V = [V_1, V_2 \dots V_z]$, với V ký hiệu cho VA hoặc VB, rất khó biểu diễn và thể hiện sự phân tách cho R lớp trạng thái kỹ thuật ngoài tương tượng theo logic toán học. Thay vào đó, PGS.TSKH. Đỗ Đức Lưu và các cộng sự đã chuyển đổi véc tơ z-chiều về véc tơ hai chiều NV (New Vector, $NV(x, y)$) trong không gian hai chiều Đề-Các [5]. Phép chuyển đổi được dựa trên thông tin về thứ tự chấy của các xy lanh, nhà chế tạo động cơ đưa ra trong hồ sơ kỹ thuật động cơ [4].

Ví dụ, đối với MDE 6S46MC-C7 hai kỳ, 6 xy lanh, lắp trên MV.HR34000DWT có thứ tự chấy là **1-5-3-4-2-6**. Tương ứng (V_{Ai}, V_{Bi}) từ xy lanh thứ i lệch pha so với xy lanh thứ nhất α_i theo độ (degree) $\alpha_1=0; \alpha_5=60^\circ; \alpha_3=120^\circ; \alpha_4=180^\circ; \alpha_2=240^\circ; \alpha_6=300^\circ$ hay theo radian là $\alpha_1=0; \alpha_5=\pi/3; \alpha_3=2\pi/3; \alpha_4=\pi; \alpha_2=4\pi/3; \alpha_6=5\pi/3$.

Góc lệch pha chấy của các xy lanh được biểu diễn bằng một mảng giá trị:

$$\alpha = [0, \alpha_2, \dots, \alpha_z], \text{ (radian)} \quad (1)$$

Từ đó, véc tơ dấu hiệu chẩn đoán mới được viết dưới dạng:

$$VN_x = \sum_{i=1}^z V(i)\cos(\alpha(i)); VN_y = \sum_{i=1}^z V(i)\sin(\alpha(i)) \quad (2)$$

Trong đó: $V = [V(1), V(2) \dots V(z)]$, và $V=VA$ hoặc $V=VB$.

Phần mềm nghiên cứu được các tác giả phát triển trên nền LabView của hãng NI, có sử dụng SATVC [4] và xây dựng bổ sung một số module mới cho nhiệm vụ thu thập dữ liệu (Hình 1) cũng như các nhiệm vụ khác liên quan: tạo véc tơ mới hai chiều $NVA(x,y)$ và $NVB(x,y)$; kiểm tra tính đồng nhất của dữ liệu trong từng lớp; biểu diễn các lớp trạng thái kỹ thuật trong không gian hai chiều theo $NV(x,y)$ được thiết lập.

3. Mô phỏng kiểm chứng

3.1. Mô phỏng xây dựng cơ sở dữ liệu mới

Xây dựng cơ sở dữ liệu cho CML đối với MDE trên tàu MV.HR.34000 DWT: Để tự động thu thập dữ liệu VA và VB cho từng lớp $D_k (k=0, 1 \dots 6)$ trạng

thái kỹ thuật của các xy lanh, các tác giả sử dụng SATVC với điều khiển tự động (Enum control) cho $R=7$ thí nghiệm cơ sở, tương ứng với yêu cầu tính toán dao động xoắn với 7 lớp trạng thái kỹ thuật.

Tại một lớp D_k , véc tơ chấy $CF_k=[Cf(1) \dots Cf(6)]$ có thể tiếp nhận một trong 2 giá trị ngưỡng sau: $\{0,95; 1,05\}$ khi $Cf(i)=1$ hoặc $\{0,00; 0,05\}$ khi $Cf(i)=0$. Tổ hợp $N_s=64$ trường hợp áp dụng cho $R=7$ lớp.

Mô phỏng lặp vận tốc quay của MDE $\pm 5\%$, tại vòng quay $n_{avr} = 73v/p, \Delta = 3,65v/p$, khi đó vùng mô phỏng sẽ tiếp nhận $[69, 77] v/p$ 0, số lần lặp $m=9$.

Trong lập trình code (Block Diagram) của LabView cần điều chỉnh vòng lặp tương ứng với hai biến điều khiển $n_D=[69 \dots 77]$ và $n_s=[1 \dots 64]$. Nội dung mô phỏng chỉ cần tính TVs, nghĩa là không dùng đến ứng suất xoắn cho phép trong SATVC, song lại cần tính bổ sung VA và VB. Tiếp theo sẽ lưu lại hai ma trận MVA và MVB tương ứng cho 7 lớp trạng thái kỹ thuật, mỗi ma trận gồm 576 hàng, 6 cột.

Xây dựng hai ma trận dữ liệu các dấu hiệu chẩn đoán mới $MNVA(576,2)$ và $MNVB(576,2)$ với phần tử dữ liệu cơ sở là tọa độ (x,y) tương ứng được tính theo công thức (1) và (2) bên trên cho từng lớp. Mỗi lớp trạng thái kỹ thuật D_k đặc trưng bởi tâm $\mu_k=[\mu_{kx}, \mu_{ky}]$ và ma trận hiệp phương sai **K**. Ví dụ viết cho MNVA:

$$m_{Ax} = \sum_{i=1}^{576} MNVA(i,1); m_{Ay} = \sum_{i=1}^{576} MNVA(i,2) \quad (3)$$

Trong LabVIEW:

$$m_{ui} = \text{mean}(MNVA); KA = \text{cov}(MNVA);$$

Dữ liệu từ 7 lớp trạng thái kỹ thuật được đọc từ files lưu trữ và gộp thành một ma trận chung (cho VA hoặc VB độc lập), chung cho 7 lớp, một ma trận có $N_c=N.R=4032$ hàng và hai cột (V_{Ax}, V_{Ay}) hoặc (V_{Bx}, V_{By}) tương ứng với dữ liệu cực đại hoặc cực tiểu.

3.2. Mô phỏng trên LabView chẩn đoán máy học với CSDL được xây dựng

Bộ công cụ LabView - Analytics and Machine Learning (AML) là một phần mềm dạng add-on cung cấp các mô hình huấn luyện và học tập máy học [7]. Các mô hình này có thể được sử dụng để tìm các mẫu khác biệt trong cơ sở dữ liệu lớn với các thuật toán phân lớp, nhận dạng. Có 3 mô hình huấn luyện chính với thuật toán phân lớp dữ liệu đó là SVM (Support Vector Machine), Neural và Logistic Regression. Module AML dùng để phát triển các ứng dụng liên

quan đến theo dõi, nhận dạng và chẩn đoán dữ liệu.

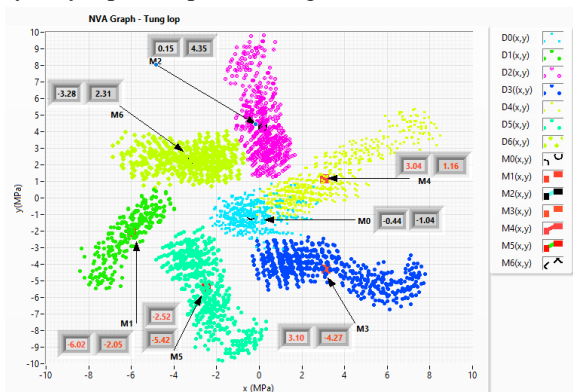
Bộ cơ sở dữ liệu được chia thành hai tập riêng biệt: Tập dữ liệu huấn luyện (training) và tập dữ liệu kiểm tra (testing). Trong bài báo này, các tác giả hướng đến việc sử dụng phương pháp phân lớp máy học có hướng dẫn supervised nên trong cơ sở dữ liệu training và testing ngoài hai trường thông tin VA_x , VA_y (hoặc VB_x , VB_y) thì cần thêm vào trường thông tin lớp trạng thái kỹ thuật tương ứng D_k . Tập training và testing sẽ gồm các ma trận là $NVA(VA_x, VA_y, D_k)$ và $NVB(VB_x, VB_y, D_k)$ trong đó dữ liệu được chia với tỉ lệ 95/5 trong cơ sở dữ liệu ban đầu (dữ liệu training chiếm 95%).

4. Kết quả và bàn luận

Các dữ liệu đều rất lớn, nên không thể đưa ra dưới dạng bảng biểu. Trên Hình 2 và 3 được đưa ra dưới dạng đồ thị mô tả các miền biến đổi của 7 lớp trạng thái kỹ thuật trong không gian 2 chiều (x,y) theo vectơ trạng thái kỹ thuật mới quy đổi.

Hình 2 biểu diễn 7 lớp trạng thái kỹ thuật theo cơ sở dữ liệu được mô phỏng trong không gian hai chiều $NVA(x,y)$. Tâm của các lớp được xác định theo giá trị trung bình $\mu_k = [\mu_{kx}, \mu_{ky}]$, và sự phân tán (không tập trung) được đánh giá theo ma trận hiệp phương sai K_A . Tương tự Hình 3 mô tả phân lớp theo cơ sở dữ liệu được mô phỏng trên 7 lớp trạng thái kỹ thuật trong không gian hai chiều $NVB(x,y)$ với tâm của các lớp - $\mu_k = [\mu_{kx}, \mu_{ky}]$, và ma trận hiệp phương sai K_B .

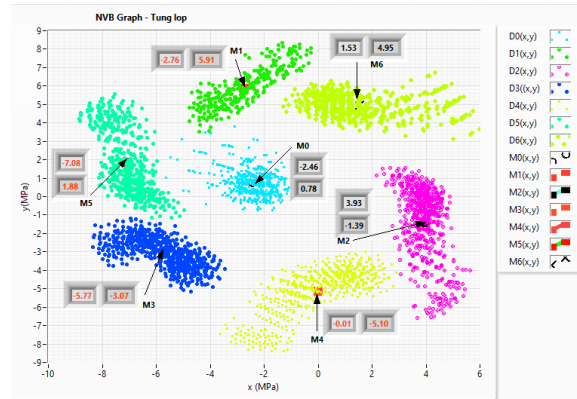
Hình 2 chỉ ra: hai lớp D_0 và D_4 tách nhau không tốt, có miền giao thoa tương đối lớn. Điều này dễ phân biệt trực quan được bằng phương pháp mới này, sử dụng vectơ dấu hiệu chẩn đoán trong không gian hai chiều. Kết quả có thể kiểm chứng giải tích bằng lý thuyết phân lớp nhận dạng [1, 3].



Hình 2. Biểu diễn cơ sở dữ liệu $NVA(x,y)$ cho từng lớp trạng thái kỹ thuật $D_k, k=0...6$

Hình 3 chỉ rõ các lớp trạng thái kỹ thuật từng cặp đều được tách rời. Điều đó khẳng định $NVB(x,y)$ được xây dựng tương ứng với cơ sở dữ liệu rất tốt, đủ điều kiện để sử dụng làm cơ sở dữ liệu cho máy học - phân lớp (chẩn đoán) trạng thái kỹ thuật của MDE được nghiên cứu.

Trên hai Hình 2 và 3 đều được hiển thị miền biến thiên D_k và tâm tương ứng $M_k, k=0, 1...6$.



Hình 3. Biểu diễn cơ sở dữ liệu $NVB(x,y)$ cho từng lớp trạng thái kỹ thuật $D_k, k=0...6$

Chẩn đoán máy học. Sau huấn luyện và ghi lại các mô hình học tập theo ba thuật toán SVM, Neural network và Logistic Regression với cơ sở dữ liệu giá trị cực đại, cực tiểu lần lượt là NVA, NVB . Kết quả độ chính xác của CML được chỉ ra trên Bảng 1. Bảng 1 chỉ ra: Với bộ cơ sở dữ liệu đã xây dựng thì phương pháp huấn luyện SVM cho độ chính xác cao hơn hai phương pháp còn lại. Ngoài ra, trong hai cơ sở dữ liệu NVA và NVB ta thấy NVB cho giá trị thông tin cao hơn so với NVA .

Bảng 1. Độ chính xác phân lớp dữ liệu với các phương pháp huấn luyện máy học

TT	CSDL	Ph. pháp huấn luyện	Độ chính xác
1	VA	SVM	0,975198
		Neural network	0,959821
		Logistic Regression	0,931548
2	VB	SVM	0,998016
		Neural network	0,960813
		Logistic Regression	0,982143

Kết quả trên đây cũng tương đồng với những kết luận đã thu được qua các nghiên cứu độ tin cậy của dấu hiệu chẩn đoán VA và VB ở một số miền vòng quay khác với miền vòng quay được xét trong nghiên cứu này, cũng như trạng thái cháy được mô phỏng ở 2 mức biên ($\pm 5\%$) khác với điều kiện đã nghiên cứu tại công trình [6].

5. Kết luận

Bài báo đã đưa ra phương pháp xây dựng cơ sở dữ liệu bằng dao động xoắn phù hợp cho phân lớp, chẩn đoán trạng thái kỹ thuật tổng thể động cơ diesel máy chính tàu biển sử dụng công cụ machine - learning. Phương pháp đề xuất có tính đến mức độ không ổn định trong quá trình cháy của các xy lanh và mức nhiễu vòng quay chẩn đoán với ngưỡng $\pm 5\%$. Kiểm thử cho MDE 6S46MCC7, trên MV.HR.34000 DWT, với dải vòng quay: [69, 77] (v/phút) xa các vùng cộng hưởng và đảm bảo được thông số nhiễu vòng quay khai thác $\pm 5\%$. Phần mềm mô phỏng CML trên LabView cho thấy phương pháp huấn luyện máy học SVM đạt độ chính xác cao nhất và véc tơ các giá trị cực tiểu VB cho độ tin cậy chẩn đoán cao hơn mà véc tơ giá trị cực đại VA cung cấp.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong đề tài mã số: **DT20-21.58**.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Đỗ Đức Lưu, *Động lực học và chẩn đoán diesel tàu thủy bằng dao động*, Chương 5 - Các mô hình toán học cho chẩn đoán, tr.100-128, NXB Giao thông vận tải, 2009.
- [2] D. Luu, *at el, Regressive Models For Condition Diagnosing MDE By Torsional Vibrations On Propulsion Shaft-Line*, In IJMPB, Vol.34, Issue 22n24. 5 pages, 2020.

www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0217979220401268.

- [3] D. Luu, *at el, Smart Diagnostics for Marine Diesel Engines using Torsional Vibrations Signals on the Ship Propulsion Shaft-Line*, 2021. <https://www.ingentaconnect.com/contentone/asne/nej/2021/00000133/00000001/art00026>. NEJ. ISSN: 0028-1425. Vol.133, No1, pp.143-153. 2021.
- [4] Luu D. D, Hanh C.D, *Automatic calculation of torsional vibrations on marine propulsion plant using marine two-stroke diesel engine: Algorithms and Software*. In IEIC (India). Vol.102, Issue 1. pp.51-58. 2020. <https://doi.org/10.1007/s40032-020-00626-y>
- [5] D. Luu, *at el, New Method for Building Vector of Diagnostic Signs to Classify Technical States of Marine Diesel Engine by Torsional Vibrations on Shaft-Line*. Sustainable Marine Structures. Vol.2 No2. pp.35-28. 2021 dx.doi.org/10.36956/sms.v2i2.330
- [6] Ph V Ngọc, C Đ Hạnh*, Đ Đ Lưu, *Cơ sở dữ liệu cho xây dựng mô hình hồi quy chẩn đoán kỹ thuật động cơ diesel tàu thủy bằng dao động xoắn*. Tạp chí Giao thông vận tải số T6/2021.
- [7] Website <https://www.ni.com/en-gb/shop/software/products/labview-analytics-and-machine-learning-toolkit.html>, 2021.

Ngày nhận bài:	14/5/2021
Ngày nhận bản sửa:	03/6/2021
Ngày duyệt đăng:	08/6/2021