

ỨNG DỤNG KỸ THUẬT HỌC MÁY TRONG TÍNH TOÁN LƯỢNG TIÊU THỤ NHIÊN LIỆU CỦA TÀU

APPLICATION OF MACHINE LEARNING IN CALCULATION OF FUEL CONSUMPTION OF VEHICLES

TRẦN HỒNG HÀ^{1*}, NGUYỄN KIM ANH², TRẦN THẾ NAM³

¹Khoa Máy tàu biển, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

²Khoa Công nghệ Thông tin, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

³Phòng Khoa học - Công nghệ, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

*Email liên hệ: tranhongha@vimaru.edu.vn

Tóm tắt

Việc tìm giải pháp giảm mức tiêu thụ nhiên liệu cho động cơ tàu biển là một trong các biện pháp có thể mang lại hiệu quả và lợi nhuận kinh tế lớn trong quản lý tàu biển do chi phí nhiên liệu là một trong những chi phí vận hành lớn nhất mà các công ty tàu biển phải chi trả. Tuy nhiên, việc định mức tiêu thụ nhiên liệu của tàu biển là một vấn đề khó bởi mức tiêu thụ nhiên liệu của tàu biển phụ thuộc trực tiếp vào rất nhiều yếu tố như tình trạng kỹ thuật máy chính, máy đèn và nồi hơi trên tàu, trọng lượng hàng hoá, món nước, điều kiện biển, điều kiện thời tiết, ... Hiện nay, các mô hình thống kê đã được thiết lập dựa trên dữ liệu thực tế của tàu để ước lượng mức tiêu thụ nhiên liệu của tàu chính xác nhất có thể. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả sử dụng mô hình Perceptron hồi quy (Multi-Layer Perceptron Regression) để ước lượng mức tiêu thụ nhiên liệu cho tàu M/V NSU JUSTICE trực thuộc trường ĐHHH Việt Nam. Độ chính xác của mô hình được xác định bằng phương pháp đánh giá K-fold. Các phép đo sai số như sai số bình phương gốc, sai số trung bình tuyệt đối được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình ước lượng. Kết quả cho thấy sai số so với lượng tiêu thụ nhiên liệu thực tế của tàu thấp với sai số chấp nhận được.

Từ khóa: Tàu biển, Perceptron, nhiên liệu.

Abstract

Improving the fuel consumption of ships is one of the measures that can bring efficiency and great economic profit in ship management because fuel cost is one of the biggest operating costs that shipping companies have to pay. However, estimating the fuel consumption of a ship is a difficult problem because the fuel consumption of a ship depends directly on many factors such as the

condition of the main engine, the weight of the cargo, and the draft. Currently, statistical models have been established based on the actual data of the ship to estimate the fuel consumption of the ship as accurately as possible. In this study, the authors used the Multi-Layer Perceptron Regression model to estimate the fuel consumption for the M/V NSU JUSTICE ship under the Vietnam National University of Science and Technology. The accuracy of the model was determined by the K-fold evaluation method. Error measurements such as root squared error and absolute mean error are used to evaluate the accuracy of the estimated model. The results show that the error compared with the actual fuel consumption of the ship is low with an acceptable error.

Keywords: Ship, Perceptron, fuel oil.

1. Mở đầu

Quản lý hiệu quả đang trở thành một vấn đề quan trọng trong giám sát các hệ thống thời gian thực bởi, giám sát hệ thống theo thời gian thực giúp quản lý hiệu quả tài nguyên hệ thống, đưa ra quyết định về hệ thống cũng như đánh giá và kiểm tra hệ thống chính xác. Ngoài ra, việc tuân thủ các quy định quốc tế, lý do kinh tế và kỳ vọng của các bên liên quan là động lực đáng sau việc quản lý hiệu quả trong ngành vận tải biển.

Theo tài liệu nghiên cứu (Stopford, 2008), tiêu thụ dầu nhiên liệu chiếm khoảng 2/3 chi phí hành trình của tàu biển và hơn 25% tổng chi phí vận hành của tàu. Vì thế, hiệu quả về mức tiêu thụ nhiên liệu chính là thông số quan trọng nhất trong quản lý hiệu quả ở lĩnh vực hàng hải (Eide, 2011). Để đạt được hiệu quả quản lý trong tàu biển, việc tối ưu hoá mức tiêu thụ dầu nhiên liệu nhằm mục đích vận hành tàu với mức tiêu thụ nhiên liệu hiệu quả nhất cần được nghiên cứu và thực hiện.

Cùng với sự phát triển của ngành hàng hải và sự gia tăng của nhu cầu vận chuyển bằng đường biển, lượng phát thải từ tàu biển tăng lên hàng năm. Do hơn 90%

hàng hoá trên thế giới được vận chuyển bằng đường biển nên hiệu quả hoạt động đóng một vai trò rất quan trọng trong giảm phát thải khí thải có liên quan đến mức tiêu thụ nhiên liệu.

Thực tế, do lượng khí thải phát thải vào khí quyển phụ thuộc trực tiếp vào lượng nhiên liệu tiêu thụ nên để tiêu thụ nhiên liệu trên tàu hiệu quả hơn người ta đã nghiên cứu theo nhiều cách và phương pháp khác nhau, chẳng hạn như làm sạch thân tàu (Adland, 2018), sử dụng năng lượng gió (Lonescu, 2015), năng lượng mặt trời (Wang, 2019; Yu, 2018), năng lượng sóng (Alujevic, 2018),... Ngoài các phương pháp này, việc xây dựng một mô hình ước lượng có thể xác định các yếu tố ảnh hưởng trực tiếp đến mức tiêu thụ nhiên liệu và sự phụ thuộc của mức tiêu thụ vào các yếu tố này sẽ là một cách hiệu quả để theo dõi và tăng hiệu quả sử dụng nhiên liệu. Sự tồn tại của một mô hình như vậy cho phép người khai thác có thể nhận diện hoạt động của hệ thống tàu biển, theo dõi tình trạng của máy móc và dự đoán các lỗi có thể xảy ra (Cipollini, 2018). Mô hình này sẽ cung cấp cho các công ty tàu biển các giải pháp rẻ hơn so với việc điều chỉnh các hệ thống mới cho đội tàu của họ để quản lý hiệu quả hơn.

Hiện nay, máy học (Machine Learning) là một lĩnh vực của trí tuệ nhân tạo có thể cung cấp khả năng học hỏi từ dữ liệu thực tế trong quá khứ để dự đoán giá trị trong tương lai. Do đó, nó có thể sử dụng như một công cụ để phân tích hiệu quả năng lượng, xác định các tình trạng của nó và cải thiện hiệu quả. Thuật toán được học (huấn luyện) với một số phần của tập dữ liệu và được kiểm tra với phần còn lại của dữ liệu. Nếu như mức tiêu thụ nhiên liệu của một tàu biển được ước tính với tỷ lệ lỗi thấp, điều này sẽ giúp các công ty có cái “nhìn” chính xác hơn về mức tiêu thụ nhiên liệu. Do đó, máy học có tầm quan trọng rất lớn về mặt quản lý hiệu quả năng lượng.

Nội dung bài báo nghiên cứu việc tối ưu hoá mức tiêu thụ nhiên liệu của một tàu thương mại, cụ thể là tàu M/V NSU JUSTICE trực thuộc Trường Đại học Hàng hải Việt Nam. Các dữ liệu về tiêu thụ nhiên liệu và tình trạng của tàu được thu thập và đánh giá dựa trên phương pháp hồi quy Perceptron nhiều lớp (Multi-Layer Perceptron Regression - MLP) nhằm mục đích ước tính mức tiêu thụ nhiên liệu một cách hiệu quả nhất.

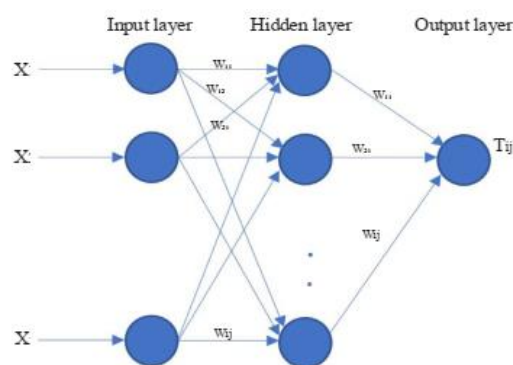
2. Cơ sở lý thuyết

2.1. Mô hình hồi quy Perceptron nhiều lớp

Hồi quy Perceptron nhiều lớp là một trong những mạng nơ-ron được sử dụng phổ biến trong mô hình phi tuyến tính. Nó bao gồm nhiều nơ-ron (hay còn gọi là nút) thực hiện một loạt các phép toán toán học trên dữ

liệu đầu vào để tạo ra một tập hợp các đầu ra. Mục tiêu của MLP thường là dự đoán một biến đầu ra liên tục dựa trên một tập hợp các biến đầu vào.

Kiến trúc của MLP được mô tả như Hình 1, gồm một lớp đầu vào, một hoặc nhiều lớp ẩn và một lớp đầu ra. Mỗi lớp được tạo bởi nhiều nơ-ron, mỗi nơ-ron được gán với một bộ trọng số có thể được điều chỉnh trong quá trình huấn luyện.

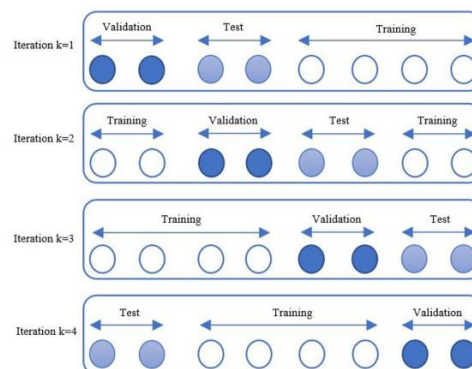


Hình 1. Kiến trúc mạng Perceptron hồi quy nhiều lớp

Trong quá trình huấn luyện của MLP, các giá trị đầu vào được truyền qua lớp đầu tới các lớp ẩn và được truyền tiếp tới lớp đầu ra. Tại mỗi lớp, đầu vào được biến đổi bằng một hàm kích hoạt (ví dụ như hàm sigmoid hoặc hàm đơn vị tuyến tính). Trọng số đi kèm với mỗi nơ-ron được điều chỉnh theo một thuật toán lan truyền ngược để làm tối thiểu sự khác biệt giữa đầu ra dự đoán và đầu ra thực tế.

2.2. Phương pháp xác thực chéo K-fold

K-fold là phương pháp xác thực chéo được ưu tiên sử dụng trong nhiều mô hình ước tính để đánh giá mức độ thành công của mô hình và tránh khớp quá mức (overfitting). Trong phương pháp này, tập dữ liệu được chia thành k tập con bằng nhau, trong đó k-1 tập được sử dụng để huấn luyện và kiểm tra, 1 tập dùng



Hình 2. Xác thực chéo k-fold cho 8 tập dữ liệu và k

để xác thực. Hình 2 minh họa xác thực chéo k-fold được áp dụng với số lần lặp k được xác định là 4 [1].

2.3. Công thức xác định lỗi

Để xác định được hiệu quả của mô hình ước tính trên tập dữ liệu mối quan hệ giữa giá trị được dự đoán bởi mô hình và giá trị thực tế của dữ liệu cần được xác định. Trong nghiên cứu này tác giả sử dụng công thức sai số bình phương trung bình gốc (Root Mean Square Error - RSME) và sai số trung bình tuyệt đối (Mean Absolute Error - MAE) để đánh giá các mô hình ước tính.

Công thức xác định sai số bình phương trung bình gốc được cho như sau:

$$RSME(y, y') = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (1)$$

Sai số trung bình tuyệt đối tương ứng với sai số tuyệt đối giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán, công thức tính toán được mô tả như sau:

$$MAE(y, y') = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \quad (2)$$

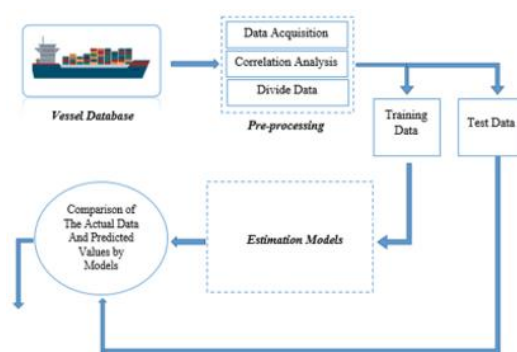
Trong cả hai công thức y là giá trị thực tế và y' là giá trị dự đoán của dữ liệu, n đại diện cho kích thước của tập dữ liệu.

3. Xây dựng mô hình và thực nghiệm

Mô hình được sử dụng để ước tính nhằm tối ưu hoá mức tiêu thụ nhiên liệu được mô tả như trong Hình 3. Dữ liệu thu thập từ tàu được tiền xử lý để làm sạch dữ liệu và được chia thành hai nhóm là dữ liệu huấn luyện và dữ liệu kiểm thử. Mô hình huấn luyện sau đó được thử nghiệm với dữ liệu thực trong quá khứ để xác định độ chính xác của mô hình.

3.1. Thu thập và tiền xử lý dữ liệu

Trong bài nghiên cứu này, tập dữ liệu được sử dụng bao gồm các báo cáo buổi trưa, nhật ký tàu biển



Hình 3. Quy trình phân tích dữ liệu

của tàu M/V NSU JUSTICE trong khoảng thời gian 8 hành trình tháng 6 năm 2015 tới tháng 4 năm 2016. Các thông tin thu thập gồm tốc độ tàu, độ chìm, độ chúi, tốc độ gió và khoảng cách hành trình và mức tiêu thụ dầu nhiên liệu với điều kiện trạng thái kỹ thuật của các thiết bị máy móc trên tàu hoạt động ổn định và không bị sự cố hoặc thay đổi bất thường trong chuyến đi.

Dữ liệu dùng cho quá trình huấn luyện mô hình có thể không nhất quán hoặc được ghi lại chưa chính xác, đầy đủ. Dữ liệu cần được làm sạch và tiền xử lý để các dữ liệu bất thường liên quan đến lỗi được loại bỏ, sau đó được đưa về dạng phù hợp cho quá trình phân tích.

Tập dữ liệu sau quá trình thu thập và tiền xử lý từ tàu chứa 313 bản ghi. Bảng 1 minh họa cấu trúc và một phần của tập dữ liệu đã thu thập.

3.2. Thiết kế mô hình

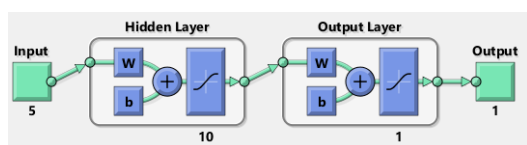
Trong nghiên cứu này, chúng tôi xây dựng mô hình huấn luyện dựa trên hộp công cụ về Mạng nơ-ron trong phần mềm Matlab 2015a. Mô hình huấn luyện có 5 yếu tố đầu vào (khoảng cách hành trình, tốc độ tàu, độ chìm, độ chúi của tàu và tốc độ gió) và 1 dữ

Bảng 1. Minh họa tập dữ liệu mẫu thu thập được từ một chuyến đi biển của tàu

Khoảng cách [mile]	Độ chìm [m]	Tốc độ gió [m/s]	Độ chúi [m]	Tốc độ tàu [knot]	Dầu FO tiêu thụ [M.T]
264	10.12	4	1,38	15,1	44,3
361	10.12	6	1,38	15	62,2
351	10.12	4	1,38	14,6	63,7
374	10.12	5	1,38	15	65,5
365	10.12	2	1,38	15,2	63,5
364	10.12	4	1,38	15,2	63,4
360	10.12	4	1,38	15	62,2
267	10.12	2	1,38	14,8	43,9

liệu đầu ra (lượng FO tiêu thụ). Kiến trúc mô hình được lựa chọn là mạng nơ-ron 3 lớp lan truyền ngược (3-layer Backward Propagation). Trong quá trình xây dựng mô hình, điều quan trọng là phải chọn được cấu trúc thích hợp cho lớp ẩn. Thông thường, mạng nơ-ron được thiết kế bắt đầu với 1 lớp ẩn, số lượng nơ-ron trong lớp ẩn sẽ được điều chỉnh dần cho đến khi đầu ra của mạng đạt đến giá trị mong muốn. Nếu số lượng nơ-ron của lớp ẩn quá lớn và lỗi vẫn không thể chấp nhận được, số lớp ẩn sẽ được tăng lên 2. Quá trình này được lặp lại cho đến khi lỗi được chấp nhận và đạt được kết quả mong muốn. Thông qua phương pháp thử và sai, cấu trúc của mạng đã được chọn trực tiếp trên giao diện của Matlab 2015. Hình 4 mô tả kiến trúc của mạng kết quả sau quá trình huấn luyện trên Matlab.

3.3. Huấn luyện mạng



Hình 4. Kiến trúc mô hình huấn luyện

Tập dữ liệu thu được từ các báo cáo của tàu M/V NSU JUSTICE được sử dụng để huấn luyện cho mạng nơ-ron. Tập dữ liệu này được chia thành 2 tập con chính:

Tập 1: Là bộ dữ liệu dùng cho huấn luyện gồm 285 bản ghi được sử dụng làm đầu vào. Từ bộ dữ liệu này, công cụ xây dựng ANN của Matlab sẽ tiếp tục chia thành 3 nhóm nhỏ lần lượt sử dụng cho huấn luyện (70%), xác thực chéo (15%) và kiểm tra (15%). Tập dữ liệu con dùng cho huấn luyện sẽ được sử dụng liên tục trong quá trình huấn luyện mạng và mạng sẽ được tinh chỉnh dựa trên lỗi mạng. Tập con xác thực chéo được sử dụng cho mục đích xác thực mạng. Tập con kiểm tra được sử dụng để kiểm tra hiệu quả của mạng trong và sau khi đào tạo.

Tập 2: Là bộ dữ liệu dùng cho mục đích thử nghiệm gồm 28 bản ghi tương ứng với một chuyến đi (voyage 36 của tàu). Những dữ liệu này dùng để xác định độ tin cậy của mạng, kiểm tra khả năng dự đoán của mạng cho các hành trình tiếp theo.

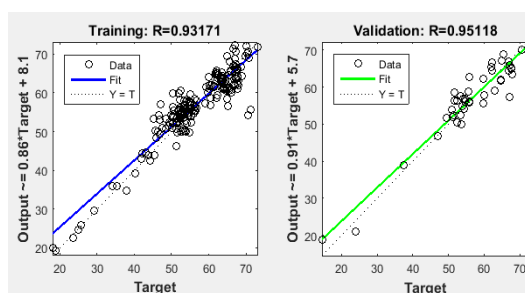
Số lần lặp được thiết lập là 1000. Quá trình huấn luyện đã dừng ở lần lặp thứ 5 với hiệu suất là 10,04. Kết quả huấn luyện mạng được trình bày trong phần tiếp theo.

4. Kết quả và thảo luận

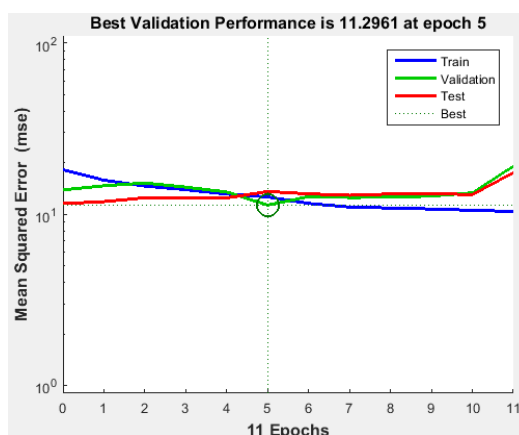
Kết quả của quá trình huấn luyện và xác thực khi xây dựng mô hình dự đoán mức tiêu thụ nhiên liệu của tàu được mô tả trong Hình 5, trong đó độ hồi quy lần

lượt là: 0,93171 and 0,95118.

Hình 6 cho thấy kết quả sai số nhỏ và kết quả kiểm tra lại đạt được là tốt nhất.



Hình 5. Kết quả huấn luyện



Hình 6. Kết quả sai số sau khi huấn luyện

Trong nghiên cứu này chúng tôi cũng sử dụng dữ liệu trong tập 2 với 28 bản ghi dữ liệu của hành trình 36 của tàu nhằm đánh giá độ chính xác của mô hình huấn luyện được xây dựng. Các giá trị dự đoán được ghi lại và so sánh với dữ liệu tiêu thụ nhiên liệu thực tế của tàu. Thông qua phần mềm Excel, chúng tôi ghi lại dữ liệu và tính toán độ lệch trung bình, kết quả được thể hiện trong Bảng 2.

Bảng 2. Kết quả dự đoán của mô hình mạng

Mô tả	Giá trị
Tàu	M/V NSU JUSTICE
Hành trình	36
Số bản ghi	28
Tổng lượng FO tiêu thụ thực tế	1308,9 MT
Tổng lượng FO tiêu thụ dự đoán	1350,5 MT
Độ lệch trung bình	4,2 MT

Ngoài ra, thực hiện việc quan sát trên các hành trình đi và về của tàu chúng tôi nhận thấy độ lệch trung bình của mức tiêu thụ nhiên liệu là khác nhau. Trong hành trình đi (gồm 13 bản ghi) độ lệch trung bình là 3,9 và trong hành trình về (gồm 15 mẫu) độ lệch trung bình là 4,4. Điều này có nghĩa là phụ thuộc vào tình trạng khác nhau của tàu (trong trường hợp này là trình trạng có hoặc không có hàng hóa trên tàu) có ảnh hưởng lớn đến kết quả dự đoán.

5. Kết luận

Nội dung bài báo trình bày một mô hình ước tính có thể áp dụng để dự đoán mức tiêu thụ nhiên liệu của tàu, từ đó tối ưu hoá hiệu quả quản lý mức nhiên liệu được sử dụng và các chi phí liên quan. Tập dữ liệu cho mô hình huấn luyện được thu thập từ báo cáo nhật ký hành trình của tàu. Các tham số như tốc độ tàu, độ chìm và độ chúi của tàu, tốc độ gió, khoảng cách hành trình được sử dụng làm biến đầu vào của mô hình và cho kết quả sai số ở mức tin cậy. Ngoài ra, thông qua việc theo dõi mức tiêu thụ nhiên liệu của tàu hoạt động của động cơ chính có thể được giám sát, do đó có thể áp dụng mô hình vào phát hiện sớm các tình huống bất thường trên tàu, giúp ngăn ngừa các sự cố trong hoạt động của tàu biển.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong đề tài mã số: **DT-22-23.16**.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Tayfun Uyanık, Çağlar Karatuğ, Yasin Arslanoğlu; *Machine learning approach to ship fuel consumption: A case of container vessel; Istanbul Technical University, Maritime Faculty*, 34940 Tuzla, Istanbul, Turkey.
- [2] Stopford, M., (2008). *Maritime Economics*, 3rd ed. Routledge, London, UK.
<https://doi.org/https://doi.org/10.4324/9780203891742>.
- [3] Eide, M.S., Longva, T., Hoffmann, P., Endresen, Ø., Dalsøren, S.B., (2011). *Future cost scenarios for reduction of ship CO2 emissions*. Marit. Policy Manag. Vol.38, pp.11-37.
<https://doi.org/10.1080/03088839.2010.533711>.

- [4] Adland, Roar, Cariou, Pierre, Jia, Haiying, (2018). *The energy efficiency effects of periodic ship hull cleaning*. J. Clean. Prod. Vol.178, pp.1-13.
- [5] Li, D., Wang, Q., Chen, Z., (2012). *Support Vector Regression-Based Multidisciplinary Design Optimization for Ship Design*. In: ASME 2012 31st International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering, pp.1-8.
- [6] Yu, Wanneng, Zhou, Peilin, Wang, Haibin, et al., (2018). *Evaluation on the energy efficiency and emissions reduction of a short-route hybrid sightseeing ship*. Ocean Eng. Vol.162, pp.34-42.
- [7] Alujevic, N., Catipovic, I., Malenica, S., Senjanovic, I., Vladimir, N., (2018). *Ship roll control and energy harvesting using a U-tube anti-roll tank*. In: *Proceedings of ISMA 2018 - International Conference on Noise and Vibration Engineering and USD 2018 - International Conference on Uncertainty in Structural Dynamics* 1671-1684.
- [8] Cipollini, F., Oneto, L., Coraddu, A., Murphy, A.J., Anguita, D., (2018). *Condition-Based Maintenance of Naval Propulsion Systems with supervised Data Analysis*. Ocean Eng. Vol.149, pp.268-278.
<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2017.12.002>.
- [9] IMO, 2005. *Prevention of Air Pollution from Ships* [WWW Document].
<http://www.imo.org/en/OurWork/Environment/PollutionPrevention/AirPollution/Pages/Air-Pollution.aspx> (accessed 1.19.20).

Ngày nhận bài:	02/04/2023
Ngày nhận bản sửa:	14/04/2023
Ngày duyệt đăng:	24/04/2023