



Nghiên cứu xây dựng mô hình dự báo cấp sóng biển ứng dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) cho hệ thống lái trên tàu thủy

Research on building an ocean wave level prediction model using convolutional neural network (CNN) for a ship steering system

Đình Anh Tuấn¹, Nguyễn Văn Hùng^{1,*}

¹Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

Từ khóa:

Dự báo sóng
Mô hình dự báo CNN
Dự báo cấp sóng
Trí tuệ nhân tạo trong hàng hải
Hệ thống lái tàu thông minh

TÓM TẮT

Hiện nay, ngành hàng hải đóng vai trò quan trọng trong quá trình vận chuyển hàng hóa thương mại quốc tế bằng đường thủy. Do đó, các công nghệ hiện đại, tiên tiến và thông minh được lắp đặt trên tàu, công nghệ sử dụng mạng nơ-ron để dự báo tuyến đường tối ưu, tiết kiệm nhiên liệu đã mang lại nhiều hiệu quả. Bài báo này đề xuất và xây dựng mô hình dự báo cấp sóng dựa trên mạng nơ-ron tích chập CNN. Kết quả mô hình có thể dự báo chính xác tới 95.6% các cấp sóng hiện nay. Bên cạnh đó, dựa trên hệ thống mô phỏng hàng hải kết hợp hệ thống lái thực tế cho phép gợi ý tới người vận hành nhận được các khuyến nghị tối ưu trong các điều kiện thời tiết khác nhau và đảm bảo tính an toàn và hạn chế rủi ro. Trong tương lai, với sự phát triển của tàu tự hành thông minh, nghiên cứu này hứa hẹn sẽ được ứng dụng rộng rãi trong thực tế mang lại hiệu quả và chất lượng góp phần hiện đại hóa ngành Hàng hải.

Keywords:

Wave forecasting
CNN forecasting
Models wave level forecasting
Artificial Intelligence in maritime
Intelligent ship steering systems

ABSTRACT

The maritime industry plays a vital role in transporting international commercial goods by sea. To enhance efficiency and safety, modern ships are increasingly equipped with advanced and intelligent technologies. Among these, neural network-based systems offer significant benefits by optimizing routes and reducing fuel consumption. This paper proposes a wave level forecasting model using a Convolutional Neural Network (CNN). The model achieves a high accuracy rate of up to 95.6% in predicting current wave levels. Additionally, it is integrated into a maritime simulation system connected with a real steering system, enabling operators to receive optimal recommendations under various weather conditions. This combination enhances navigational safety and minimizes operational risks. By simulating real scenarios, the system also provides valuable support in training and decision-making. Looking ahead, as intelligent autonomous ships become more prevalent, the proposed CNN-based forecasting model holds strong potential for practical application. Its implementation can significantly improve maritime operations, contributing to the industry's modernization and overall operational quality.

* Nguyễn Văn Hùng. Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

Email: hungddt@vamaru.edu.vn

[https://www.doi.org/10.55228/JTST.14\(3\).151-162](https://www.doi.org/10.55228/JTST.14(3).151-162)

Ngày nhận bài: 16/03/2025; Ngày nhận bài sửa: 26/04/2025; Ngày chấp nhận đăng: 29/04/2025

Ngày xuất bản trực tuyến: 15/05/2025

pISSN: 1859-4263; eISSN: 3030-4261

1. Giới thiệu

Ngành vận tải biển đang bùng nổ với tốc độ tăng trưởng nhanh, chiếm khoảng 90% khối lượng thương mại toàn cầu và được coi là động mạch của nền kinh tế toàn cầu. Từ năm 2016 đến 2022, thị trường vận tải biển đã tăng từ 4,6 tỷ đô la lên 8 tỷ đô la, sự tăng trưởng nhanh chóng của thị trường diễn ra trong bối cảnh các công nghệ mới có thể hỗ trợ giảm bớt sức người vào quá trình vận hành trên tàu [1]. Những con tàu đóng mới với tải trọng lớn và các thiết bị hàng hải hiện đại và thông minh hỗ trợ thuyền viên trong quá trình khai thác hiệu quả. Các nghiên cứu cho phép áp dụng mô hình học máy và kỹ thuật học sâu trong việc cải thiện độ chính xác dự báo cấp sóng và độ cao sóng biển trong lĩnh vực hàng hải và năng lượng, mô hình CNN-LSTM (Long Short Term Memory) dự đoán được độ cao sóng biển để dự báo cấp sóng [2]. Mô hình học máy Random Forest đã cho thấy vượt trội so với các mô hình hồi quy tuyến tính trong dự báo cấp sóng [3], [4]. Trong ngành hàng hải, công nghệ này giúp dự báo tuyến đường tối ưu, cảnh báo đâm va, điều hướng thông minh và nhận dạng hình ảnh tàu mục tiêu thông qua hệ thống camera [5], [6]. Trong nghiên cứu [7], Madsen và cộng sự đã đưa ra thiết kế về mô hình AI hỗ trợ xử lý những tình huống tránh va thông qua các tình huống sẵn có để chủ động. Đặc biệt, tùy thuộc vào thời gian mà mô hình có thể gia hạn thời gian và chờ đợi động thái điều động của tàu và do đó cải thiện hiệu quả hoạt động mà không gây nguy hiểm cho sự an toàn. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) hoạt động dựa trên não người ứng dụng trong neo tàu tự động dựa trên khả năng học và mô phỏng lại các giai đoạn neo đậu. Tuy nhiên, dựa trên hệ tọa độ head-up bao gồm phương vị tương đối đã cho phép điều khiển tàu vào bến cảng khác nhau đạt hiệu suất tốt [8], [9]. Hệ thống lái tự động của tàu đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo an toàn

hàng hải. Ứng dụng mô hình ANN được nghiên cứu để thiết kế hệ thống lái tự động cho tàu mặt nước. Dựa trên kết quả mô phỏng trong phần mềm Matlab cho thấy hệ thống sử dụng hiệu quả để điều khiển hướng đi trong phạm vi biển thiên tham số [10]. Các hệ thống điều khiển khác cho phương tiện tự hành dưới nước như mạng thích nghi dựa trên cơ sở hệ suy luận mờ (ANFIS) có thể xử lý động lực phức tạp và sự không chắc chắn dựa vào tín hiệu nhiễu từ môi trường [11], [12]. Các công nghệ CNN đã được ứng dụng để phân tích hình ảnh mặt biển, nhận dạng tàu và dự báo cấp sóng, với đầu vào là dữ liệu từ phao đo sóng trong thời gian dài. Kết quả cho thấy độ chính xác cao [13], [14], [15]. Trong công trình [16], Kyamelia Roy đã ứng dụng CNN xây dựng mô hình học sâu phân loại có tàu hoặc không tàu dựa trên các hình ảnh gốc cho kết quả nhận dạng tốt. Để điều khiển hướng đi của tàu, người ta xem xét các tương tác phức tạp như chuyển động của tàu và các yếu tố tác động bên ngoài như sóng biển, dòng chảy và gió. Các yếu tố nhiễu này có thể làm tàu chệch khỏi hướng đi mong muốn và các lực thủy động tác động lên thân tàu và bánh lái càng làm phức tạp thêm thách thức trong việc duy trì sự ổn định. Bên cạnh đó, việc xác định điều kiện thời tiết giúp lựa chọn các thông số cài đặt phù hợp cho hệ thống lái tàu.

Từ lý do trên Nhóm tác giả đề xuất hai hướng chính của nghiên cứu là xây dựng mô hình dự báo cấp sóng dựa trên học sâu CNN với kết quả là cấp sóng và hệ số thời tiết. Đồng thời, thử nghiệm kết quả của mô hình với hệ thống mô phỏng lái tàu trong đó hệ thống lái là thực tế đã lắp đặt trên tàu. Ngoài ra, đánh giá, so sánh độ tin cậy, tính ổn định của mô hình và khả năng lắp đặt ngoài trên các con tàu thực tế.

Bố cục bài báo được chia như sau: Phần 2 cơ sở lý thuyết và đề xuất bộ điều khiển hệ thống lái tàu. Xây dựng mô hình CNN phân loại cấp

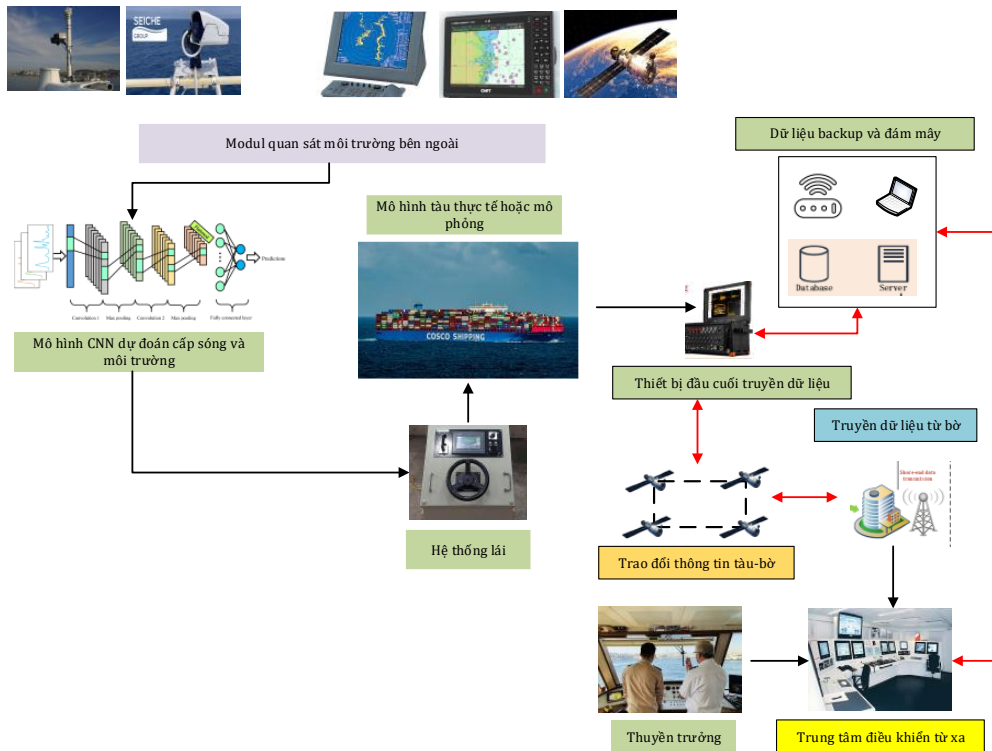
sóng trình bày trong Phần 3. Phần 4 là thử nghiệm và đánh giá mô hình. Cuối cùng, phần 5 là kết luận và hướng phát triển trong tương lai.

2. Cơ sở lý thuyết và đề xuất bộ điều khiển hệ thống lái tàu

2.1. Công nghệ điều khiển thông minh trên tàu thủy

Hệ thống điều khiển thông minh bao gồm các mô đun thể hiện trên Hình 1 như sau:

- Modul quan sát môi trường bên ngoài gồm các thiết bị như radar, AIS, vệ tinh.



Hình 1. Cấu trúc công nghệ hệ thống điều khiển thông minh.

- Thiết bị đầu cuối truyền nhận dữ liệu và trao đổi thông tin giữa các tàu và hệ thống thông tin trên bờ;
- Trung tâm điều khiển từ xa có chức năng điều động, đưa các lệnh điều khiển đối với tàu.

2.2. Đề xuất cấu trúc bộ điều khiển hệ thống lái

Nhóm tác giả đề xuất một bộ điều khiển lái tàu như Hình 2. Hệ thống điều khiển bao gồm góc lái ban đầu ψ_d (Desired course angle)

Ngoài ra còn có hệ thống camera quan sát trạng thái biển;

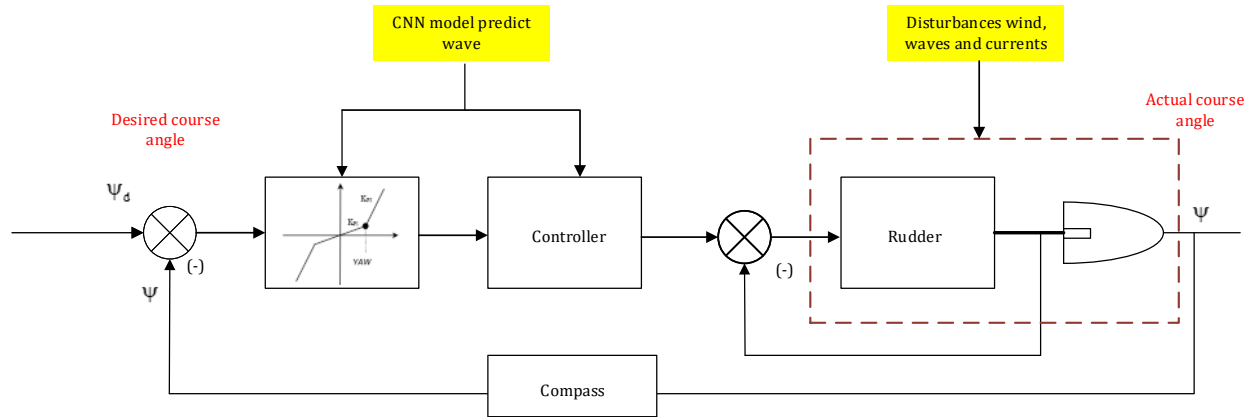
- Modul dự báo cấp sóng và môi trường được thu thập từ hệ thống camera, trung tâm dự báo để đưa được ra cấp sóng;
- Hệ thống điều khiển lái có chức năng điều khiển hướng đi, giữ hướng đi theo hướng đặt trước của con tàu;
- Môi trường mô phỏng hoặc thực tế có chức năng mô phỏng động lực học của môi trường biển và con tàu;

được thao tác bởi hệ thống điều khiển hoặc thuyền trưởng. Tín hiệu này so sánh với góc thực tế phản hồi về qua la bàn ψ (Actual course angle) [17].

Thông qua khối khuếch đại kép dựa vào thời tiết có thể cài đặt trước khi đưa vào bộ điều khiển. Bộ điều khiển có thể sử dụng có phương pháp điều khiển truyền thống như bộ điều khiển có phản hồi PID, các mô hình dựa trên ANN, ANFIS và một thuật toán tối ưu hóa để giữ tàu đi đúng hướng [11]. Thực tế, các thông số thời tiết như sóng, gió để cài đặt cho bộ điều

kiến hệ thống lái thường do thuyền trưởng hoặc sĩ quan dựa trên kinh nghiệm để cài đặt với các hải trình khác nhau. Trong nghiên cứu này, một hệ điều khiển cho hệ thống lái thực tế

được xây dựng trên mô hình PID. Đây cũng là bộ điều khiển được lắp đặt cho hệ thống lái trên một số tàu ở Việt Nam.



Hình 2. Cấu trúc công nghệ hệ thống điều khiển thông minh.

2.3. Bộ điều khiển PID Adaptive

Bộ điều khiển lái của tàu giúp điều khiển bánh lái để giảm sai số giữa góc hướng thực tế và góc hướng tham chiếu. Có ba chế độ lái chính hiện nay là chế độ bằng tay (Hand), chế độ lái cần (NFU), chế độ lái tự động (Autopilot). Thực tế, hệ thống lái tự động chỉ có chức năng hỗ trợ người vận hành điều khiển và cho phép có thể theo dõi quỹ đạo đi của con tàu. Hiện nay, có rất nhiều bộ điều khiển hiện đại nhưng hầu hết các bộ điều khiển thường được thiết kế dựa trên PID. Một số ưu điểm như hiệu suất tốt của chúng trong điều kiện vận hành, tính đơn giản với ít tham số hơn. Trong mô hình này, một bộ điều khiển PID được mô tả như sau [11], [12], [17]:

$$u(t) = K_p \times \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t)dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (4)$$

$$G(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d \quad (5)$$

$$G(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (6)$$

Trong đó: K_p là hằng số tỷ lệ, T_i là thời gian tích phân, T_d là thời gian đạo hàm, $G(s)$ là hàm truyền của hệ thống, sai lệch $e(t)$ là sự khác biệt giữa góc đặt và góc thực tế.

Tiếp theo, đối với hệ số khuếch đại kép trong hệ thống lái tự động được tính như sau:

$$K_{p1} = K_{p2} \times \frac{1}{K_{DG}} \quad (7)$$

Trong công thức (7) có hệ số K_{p1} là hệ số khuếch đại chính của bộ điều khiển ảnh hưởng đến độ nhạy của hệ thống điều khiển khi thay đổi bánh lái; K_{p2} là hệ số khuếch đại phụ được cài đặt ban đầu và điều chỉnh dựa trên điều kiện vận hành như thời tiết, cấp sóng. Hệ số

$$u(t) = K_p \times e(t) + K_i \times \int_0^t e(t)dt + K_d \times \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

$$K_d = K_p \times T_d \quad (2)$$

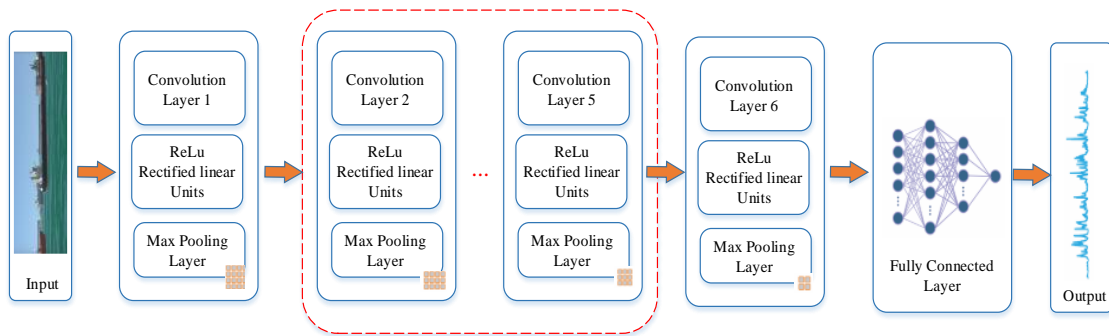
$$K_i = K_p \times \frac{1}{T_i} \quad (3)$$

K_{DG} là hệ số ảnh hưởng môn nước tùy thuộc mỗi tàu.

Dựa trên hệ số khuếch đại phụ (K_{p2}) là hệ số liên quan đến thời tiết, điều kiện môi trường sẽ ảnh hưởng đến tính ổn định của hướng đi của con tàu. Nhóm tác giả tiến hành xây dựng một mô hình dự báo cấp sóng để đưa ra đầu ra của mô hình là hệ số thời tiết K_{p2} trong bộ điều khiển hệ thống lái tàu.

3. Xây dựng mô hình mạng nơ-ron tích chập (CNN) dự báo cấp sóng

3.1. Mô hình mạng nơ-ron tích chập CNN



Hình 3. Mô hình mạng nơ-ron tích chập dự báo cấp sóng.

Lớp đầu vào input của mô hình là hình ảnh sóng, dữ liệu cấp sóng, chu kì sóng được chuyển đổi sang dạng ảnh như Hình 3.

Lớp tích chập (Convolution layer) bao gồm một mạng nơ-ron truyền thẳng với 6 lớp sử dụng thuật toán tích chập để xuất dữ liệu. Lớp tích chập được tính như sau:

$$a_{i,j} = f \left(\sum_{m=0}^6 \sum_{n=0}^6 \varpi_{m,n} x_{i+m,j+n} + \varpi_b \right) \quad (8)$$

Trong đó $x_{i,j}$ biểu thị một phần tử cụ thể trong ảnh đầu vào, $\varpi_{m,n}$ biểu thị trọng số ở hàng thứ m cột thứ n, ϖ_b biểu thị độ lệch của bộ lọc, $a_{i,j}$

Các mô hình nhận dạng hiện nay cho hàng hải như YOLO, các mô hình CNN được dùng để nhận biết phân loại tàu và khả năng đâm va giữa các tàu với nhau trong trường hợp nhận dạng tàu tại cảng [18]. Các mô hình phân loại dự báo cấp sóng dựa trên hình ảnh sóng, dữ liệu đo lường thực tế để có thể dự báo được năng lượng sóng [19], [20]. Mô hình CNN được đề xuất được phát triển dựa trên công cụ học sâu có sẵn xây dựng trong Matlab như Hình 3. Kiến trúc mô hình bao gồm 36 lớp với một đầu vào (first layer), một đầu ra (output layer) và 6 lớp tích chập sáu lớp tích chập (Conv2D) và hai lớp dày đặc (Dense). Năm phép toán MaxPooling 2D đã được áp dụng sau năm lớp tích chập đầu tiên.

là phần tử của bản đồ đặc điểm. Hàm ReLU được chọn làm hàm kích hoạt đầu ra f .

Lớp gộp (Pooling Layers) được xây dựng ngay sau lớp tích chập để đơn giản hóa thông tin và tiết kiệm chi phí thời gian mô hình hóa.

Lớp dự đoán (Prediction Layers) là lớp dự đoán tuyến tính được sử dụng để dự báo kết quả cuối cùng. Tại đây dữ liệu về cấp sóng được dự đoán để đưa vào bộ điều khiển hệ thống lái tàu.

3.2. Chỉ số hiệu suất mô hình

Để đánh giá hiệu suất mô hình sẽ có ba số liệu chính là sai số bình phương trung bình (RMSE), sai số tuyệt đối trung bình (MAE), hệ số xác định (R^2) và sai số phần trăm tuyệt đối

trung bình (MAPE), tất cả đều là các chỉ số dự báo phổ quát.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - y'_i)^2}{(y_i - \bar{y})^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right| \quad (12)$$

Trong đó:

n: Số lượng mẫu dữ liệu.

y_i : Giá trị liên quan đến giá trị thực tế i .

y'_i : Giá trị liên quan đến giá trị dự đoán của i .

4. Kết quả thử nghiệm và đánh giá

4.1. Các bước thử nghiệm

Thử nghiệm bước đầu kết quả nghiên cứu trên hệ thống lái lắp đặt và vận hành trên con tàu thực tế đòi hỏi yêu cầu cao và an toàn và hạn chế rủi ro thấp nhất có thể. Do đó, Nhóm tác giả sử dụng mô hình hệ thống lái thực tế đã được lắp đặt và vận hành trên tàu thủy kết hợp với hệ thống mô phỏng hàng hải có thể giả lập được đại dương và hoạt động của con tàu. Đây là hệ thống được xây dựng để đào tạo và huấn luyện sĩ quan nên vấn đề an toàn và rủi ro được kiểm soát.

a)



b)



Hình 4. Hệ thống lái tàu. (a) Lắp đặt trên tàu. (b) Thử nghiệm thực tế.

Hình 4 là hệ thống lái thực tế được lắp đặt trên tàu Tiên Hưng 1 đang vận hành ở Việt Nam. Do đó, hệ thống đảm bảo được các yêu cầu về chất lượng và độ tin cậy cao.

Tiếp theo, một sơ đồ thử nghiệm trong môi trường mô phỏng kết hợp với thiết bị thực tế như Hình 5. Hệ thống bao gồm hai mô hình độc lập là mô hình dự báo cấp sóng thông qua camera và mạng nơ-ron tích chập xây dựng trên Matlab. Hệ thống mô phỏng hàng hải vận hành theo các kịch bản từ máy tính giáo viên.



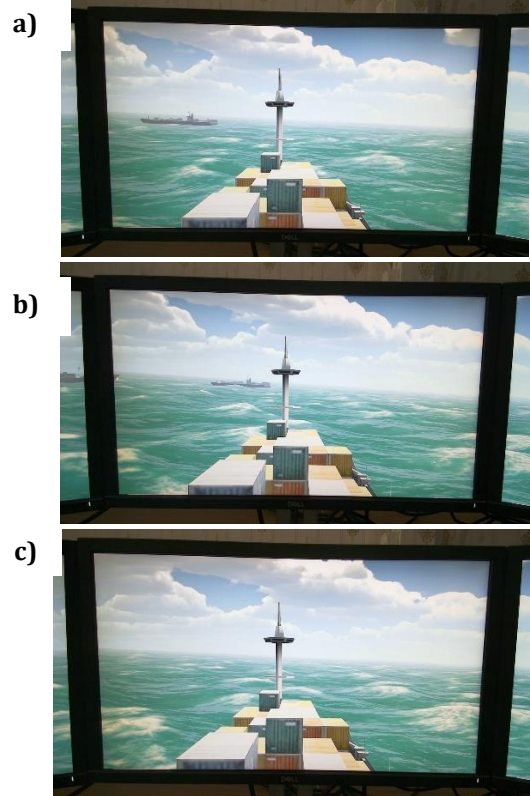
Hình 5. Mô hình hệ thống điều khiển dựa trên hệ thống lái thực và phần mềm mô phỏng.

Mô hình dự báo cấp sóng dựa trên CNN được xây dựng trên Matlab kết hợp với camera. Trong các tình huống thực tế hệ thống camera có chức năng và độ phân giải cao, chất lượng hình ảnh rõ ngày đêm giúp cho mô hình học càng chính xác. Tuy nhiên, trong nghiên cứu sử dụng một camera có độ phân giải full HD cho phép lấy dữ liệu về phần mềm Matlab làm đầu vào dự đoán cấp sóng. Máy tính PC CNN-model sau khi nhận dạng sẽ gửi giá trị cho hệ thống lái với thông số là Weather/Yaw như mục 2.3. Mạng truyền thông Modbus TCP/IP được sử dụng thông qua OPC Kepware server. Dựa vào đầu ra của mô hình dự báo có thể điều chỉnh hợp lý hướng đi của con tàu.

4.2. Dữ liệu đào tạo

Dữ liệu đào tạo cho mô hình có thể thu thập từ các nguồn như hình ảnh sóng thông qua camera lắp đặt trên tàu chạy trên biển hoặc hệ thống camera được lắp trên các phao tiêu với mục đích đo lường. Do quá trình thu thập dữ liệu này yêu cầu thời gian và trải qua các cấp sóng thực tế dẫn đến quá trình huấn luyện kéo dài. Để đơn giản hơn và kiểm nghiệm mô hình nhóm tác giả đã thu thập dựa trên camera để

lưu trữ hình ảnh. Hình 6 thể hiện các cấp sóng thu thập và lưu vào cơ sở dữ liệu luyện mạng.



Hình 6. Hình ảnh trạng thái sóng. (a) Sóng biển mức 2. (b) Sóng biển mức 3. (c) Sóng biển mức 5.

Nhóm tác giả sử dụng bộ dữ liệu được chia làm ba loại: tập huấn luyện, tập xác thực và tập kiểm tra. Tổng số dữ liệu là 3000 mẫu làm bộ

dữ liệu đào tạo với năm cấp sóng. Tại đây, dữ liệu được chia ra thành 2400 mẫu (80%), 375 làm bộ dữ liệu xác thực (10%) và 300 mẫu làm bộ dữ liệu thử nghiệm (10%).

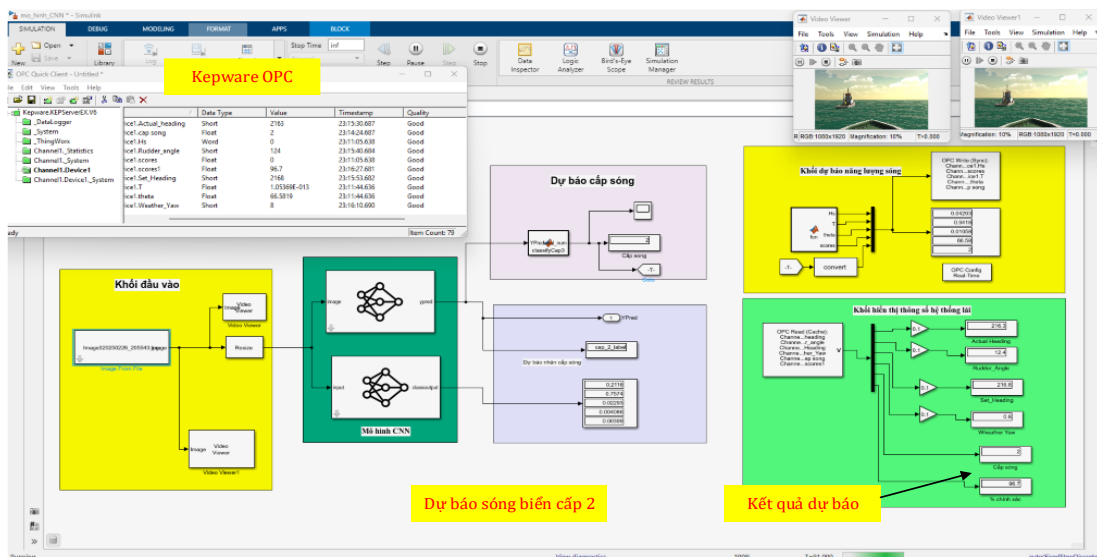
4.3. Kết quả thử nghiệm

Nghiên cứu này được thực hiện bằng cách sử dụng máy tính có cấu hình sau [15]:

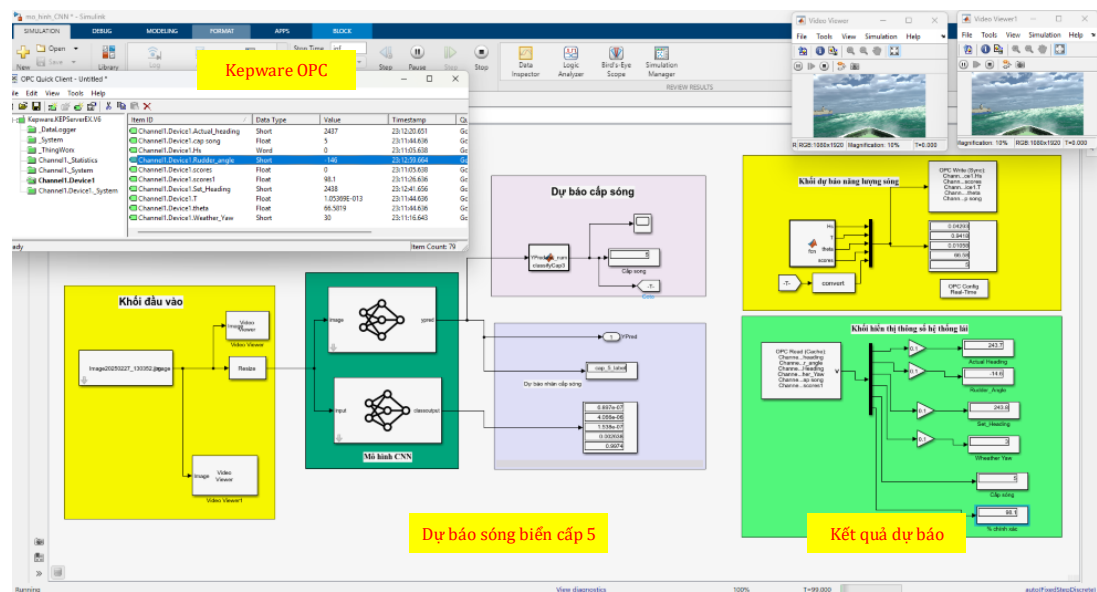
- Tên mô hình Intel(R) Core i7-10700 Processor clocked at 2.90 GHz; RAM là 128GB;
- Tốc độ xung nhịp của CPU là 2 K MHz và kích thước bộ nhớ đệm CPU là 39 424 KB;

- Card GPU là NVIDIA GTX 3060TI Pascal của NVIDIA và có 3584 lõi NVIDIA CUDA. RAM GPU là 16GB.

Kết quả thử nghiệm được thể hiện như Hình 7 thể hiện cấp sóng dự báo là sóng biển cấp 2 dựa trên dữ liệu từ hệ thống camera với mức độ chính xác khoảng 96.7%. Dữ liệu dự đoán được gửi sang hệ thống lái thông qua OPC Kepware server là hệ số weather/yaw là 0.8. Thực tế, với hệ số này chấp nhận được khi so sánh với thực tế.



Hình 7. Mô hình dự báo cấp sóng dựa trên hình ảnh sóng (cấp 2).



Hình 8. Mô hình dự báo cấp sóng dựa trên hình ảnh sóng (cấp 5).

Mô hình dự báo trong Hình 8 thể hiện cấp sóng dự báo là cấp 5, đây là điều kiện thời tiết sóng lớn, biển động vừa và lắc ngang, lắc dọc và mất ổn định hướng tàu. Do đó, cần phải điều chỉnh góc lái liên tục để giữ ổn định đối với tàu trọng tải trung bình và lớn. Mô hình này dự báo cấp sóng là cấp 5 và độ chính xác dự báo lên tới

khoảng 98.4%. Hệ số weather/yaw được đưa ra là 3.0 Số liệu này sai lệch với thực tế không đáng kể.

Thực hiện nhiều kịch bản thử nghiệm với nhiều loại thời tiết khác nhau nhóm tác giả tổng hợp kết quả trong Bảng 1.

Bảng 1. Kết quả dự báo cấp sóng biển.

Cấp sóng	Thông số dự đoán					
	Số lần thử nghiệm	Số lần dự đoán chuẩn	Số lần dự đoán lệch	Tỷ lệ mẫu (%)	Trung bình độ chính xác (%)	Tỷ lệ sai số (%)
1	900	884	16	16,67	98.2	1.78
2	900	887	13	16,67	94.5	1.44
3	900	892	8	16,67	99.1	0.89
4	900	894	6	16,67	99.3	0.67
5	900	886	14	16,67	98.4	1.56
6	900	883	17	16,67	98.1	1.89

Mô hình đạt hiệu suất dự báo cao nhất ở cấp sóng 3 đến cấp sóng 5 thể hiện khả năng nhận diện tốt các điều kiện biển rõ ràng. Với cấp sóng 1. Với sai số từ 0.67% đến 1.89% mô hình đã thể hiện hiệu suất rất ổn định. Với sóng cấp 6 tỷ lệ sai số lên tới 1.89% do tính chất phức tạp và biến động nhanh của sóng [2], [3].

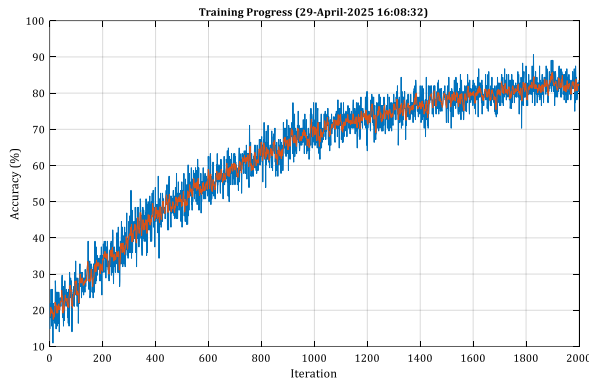
4.4. Đánh giá mô hình

Để đánh giá độ chính xác mô hình dự báo cần xác định được các thông số ở phần 3.2. Các thông số RMSE, MSE, R^2 và MAPE giúp đo lường độ chính xác của mô hình dự đoán và dữ liệu thực tế. Thông số $RMSE = 0.145$, $MAE = 0.126$, giá trị $R^2 = 0.892$ và $MAPE = 8.57\%$. Dựa trên một số nghiên cứu trước đây [2], [3], [4], [9], [21] nhóm tác giả so sánh được các thông số của mô hình như Bảng 2.

Bảng 2. Kết quả so sánh giữa các mô hình

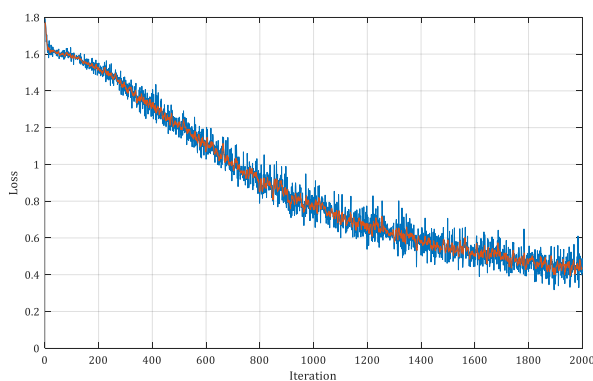
Nghiên cứu	Thông số			
	MAE	RMSE	MSE	R^2
MF-PredRNN (Frontiers, 2023) [4]	0.167	0.112	0.012	0.82
EEMD-LSTM (Frontiers, 2023)[22]	0.21	0.3	0.090	0.88
SAC-ConvLSTM (ResearchGate, 2024)[23]	0.12	0.141	0.020	0.89
CNN	0.126	0.145	0.021	0.89

Trong Bảng 2 thể hiện các thông số đánh giá mô hình có thể thấy mô hình CNN với hai thông số MAE và MSE cho kết quả hiệu suất tốt. Mô hình SAC-ConvLSTM cho thấy mức độ và khả năng học sâu tốt hơn. Ngoài ra, hiệu suất mô hình được đánh giá thông qua sai số của mô hình (Loss) và độ chính xác mô hình (Accuracy %) từ quá trình huấn luyện với 2000 lần lặp tìm điểm hội tụ.



Hình 9. Đánh giá độ chính xác mô hình huấn luyện (%).

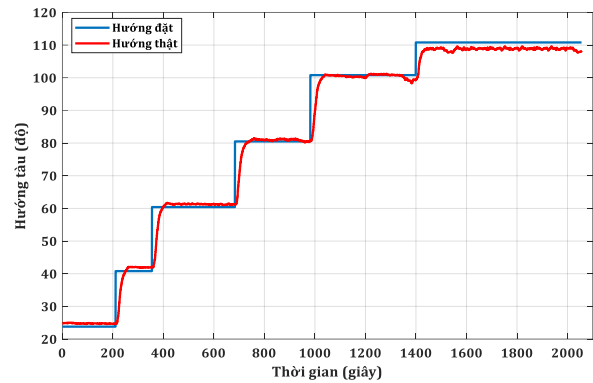
Hình 9 mô tả kết quả độ chính xác trong quá trình huấn luyện. Từ kết quả thấy được độ chính xác tăng từ 20% lên tới 83.5% và cho thấy mô hình có xu hướng tăng với nhiễu dao động nhỏ. Do đó, mô hình này có thể dự báo được cấp sóng thực tế.



Hình 10. Đánh giá sai số mô hình huấn luyện.

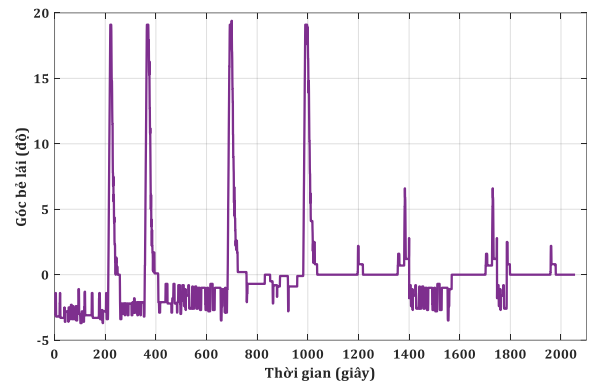
Hình 10 cho thấy giá trị sai số của mô hình giảm từ 1.6 xuống 0.52 từ đó cho thấy xu hướng giảm của mô hình đang học tốt và tối ưu. Để phát triển mô hình cần phải đa dạng dữ liệu đầu vào luyện mạng và thay đổi các trọng số

học khác nhau giữa dữ liệu học và dữ liệu kiểm tra.



Hình 11. Góc đặt và góc bẻ lái của hệ thống lái tự động.

Hình 11 mô tả hướng đặt và hướng tàu thật theo thời gian khi tác động ảnh hưởng của thời tiết mức 3. Từ hình vẽ cho thấy có độ sai lệch ban đầu nhưng hướng tàu thật luôn bám sát theo hướng đặt.



Hình 12. Góc bẻ lái thực tế.

Hình 12 thể hiện góc bẻ lái thực tế khi thay đổi hướng đặt. Ban đầu bộ điều khiển sẽ bẻ lái góc lớn để bám sát hướng đặt, sau đó giảm góc bẻ lái và duy trì ổn định với dao động không quá 1 độ. Có thể thấy thông số thời tiết từ mô hình CNN làm cho góc bẻ lái ổn định hơn khi tàu hoạt động ở thời tiết xấu. Để phát triển mô hình dự báo trong tương lai nhóm tác giả đề xuất cần phải có các hình ảnh thực tế về hình ảnh sóng trên tàu thật để có thể đào tạo tốt hơn. Ngoài ra, với mô hình huấn luyện thử nghiệm trên bờ cần phải gắn liền với các đối tượng mô phỏng

Từ kết quả huấn luyện và thử nghiệm cho thấy kết quả mô hình đạt 95% khi áp dụng thực tế.

5. Kết luận

Dự báo cấp sóng, điều kiện thời tiết sớm giúp thuyền viên có thể đưa ra các phương án tối ưu quãng đường và điều khiển con tàu đi đúng hướng. Bên cạnh đó, ứng dụng nhiều công nghệ trí tuệ nhân tạo sẽ giúp dự báo chính xác và giảm sức lao động của con người. Bài báo này đề xuất, xây dựng một mô hình dự báo cấp sóng trên biển dựa trên mạng nơ-ron tích chập (CNN) với nhiều cấp sóng khác nhau. Kết quả nghiên cứu bước đầu đã thử nghiệm mô hình dự báo và gửi dữ liệu đến hệ thống lái thực tế lắp đặt trên tàu. Ngoài ra, mô hình dự đoán và đưa ra hệ số weather/yaw dựa trên dữ liệu tính toán và dữ liệu kinh nghiệm của thuyền trưởng. Hướng mới của nghiên cứu đã tạo ra được mô hình dự báo dựa trên hệ thống mô phỏng hàng hải để giảm rủi ro. Đồng thời, cho phép can thiệp trực tiếp với hệ thống lái thực tế để điều khiển góc bẻ lái của tàu hoặc hỗ trợ thuyền viên. Trong tương lai mô hình này kết hợp nhiều thuật toán tối ưu, hệ thống mô phỏng hàng hải có gắn chuyển động (motion) để có thể thử nghiệm nhiều tính năng hơn nữa.

Đóng góp của các tác giả trong bài báo

Đinh Anh Tuấn: Phương pháp, quản lý dữ liệu, phân tích chính thức, điều tra, xác thực, trực quan hóa, viết – bản thảo gốc.

Nguyễn Văn Hùng: Biên soạn dữ liệu, phân tích dữ liệu, điều tra, xác thực, phản hồi ý kiến phản biện, mô phỏng, viết – bản thảo gốc.

Tuyên bố không xung đột lợi ích và cam kết bản quyền

Các tác giả tuyên bố về sự không xuất hiện những xung đột tiềm ẩn từ nghiên cứu này, và cam kết bài báo chưa từng được công bố trước đây.

Chia sẻ dữ liệu theo yêu cầu

Dữ liệu sẽ không được cung cấp theo yêu cầu.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong đề tài mã số: DT 24-25.65.

1st Đinh Anh Tuấn. *Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam*

2nd Nguyễn Văn Hùng*. *Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam*

*Corresponding author: hung.ddt@vamaru.edu.vn

Tài liệu tham khảo

- [1] T. Wang, P. Cheng, and L. Zhen, “Green development of the maritime industry: Overview, perspectives, and future research opportunities,” *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, vol. 179, p. 103322, 2023. doi: [10.1016/j.tre.2023.103322](https://doi.org/10.1016/j.tre.2023.103322).
- [2] J. Zhang, Y. Wang, H. Liu, and X. Li, “Improving wave height prediction accuracy with deep learning,” *Ocean Modelling*, vol. 188, Art. no. 102312, 2024. doi: [10.1016/j.ocemod.2023.102312](https://doi.org/10.1016/j.ocemod.2023.102312).
- [3] A. Durap, “Data-driven models for significant wave height forecasting: Comparative analysis of machine learning techniques,” *Results in Engineering*, vol. 24, Art. no. 103573, 2024. doi: [10.1016/j.rineng.2024.103573](https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103573).
- [4] T. Song, R. Han, F. Meng, J. Wang, W. Wei, and S. Peng, “A significant wave height prediction method based on deep learning combining the correlation between wind and wind waves,” *Frontiers in Marine Science*, vol. 9, Art. no. 983007, 2022. doi: [10.3389/fmars.2022.983007](https://doi.org/10.3389/fmars.2022.983007).
- [5] S. M. Rudzińska, M. Kaup, and A. Kalbarczyk-Jedynak, “The possibilities of applying artificial intelligence in maritime navigation,” *Procedia Computer Science*, vol. 246, pp. 5516–5524, 2024. doi: [10.1016/j.procs.2024.09.701](https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.701).
- [6] S. MacKinnon, R. Weber, F. Olindersson, and M. Lundh, “Artificial Intelligence in Maritime Navigation: A Human Factors Perspective,” in *Advances in Human Aspects of Transportation*,

- Springer, 2020, pp. 429–435. doi: [10.1007/978-3-030-50943-9_54](https://doi.org/10.1007/978-3-030-50943-9_54).
- [7] A. N. Madsen, M. V. Aarset, and O. A. Alsos, “Safe and efficient maneuvering of a Maritime Autonomous Surface Ship (MASS) during encounters at sea: A novel approach,” *Maritime Transport Research*, vol. 3, Art. no. 100077, 2022. doi: [10.1016/j.martra.2022.100077](https://doi.org/10.1016/j.martra.2022.100077).
- [8] N.-K. Im and V.-S. Nguyen, “Artificial neural network controller for automatic ship berthing using head-up coordinate system,” *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*, vol. 10, no. 3, pp. 235–249, 2018. doi: [10.1016/j.ijnaoe.2017.08.003](https://doi.org/10.1016/j.ijnaoe.2017.08.003).
- [9] K. S. Kula, “Model-based controller for ship track-keeping using neural network,” in *Proceedings of the 2015 IEEE 2nd International Conference on Cybernetics (CYBCONF)*, Gdynia, Poland, 2015, pp. 178–183. doi: [10.1109/CYBCONF.2015.7175928](https://doi.org/10.1109/CYBCONF.2015.7175928).
- [10] L. T. Tung, “Design a Ship Autopilot using Neural Network,” *Journal of Ship Production and Design*, vol. 33, no. 3, pp. 192–196, Aug. 2017. doi: [10.5957/JSPD.33.3.160004](https://doi.org/10.5957/JSPD.33.3.160004).
- [11] D.-A. Pham and S.-H. Han, “Designing a Ship Autopilot System for Operation in a Disturbed Environment Using the Adaptive Neural Fuzzy Inference System,” *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 11, no. 7, Art. no. 1262, 2023. doi: [10.3390/jmse11071262](https://doi.org/10.3390/jmse11071262).
- [12] J.-H. Ahn, K.-P. Rhee, and Y.-J. You, “A study on the collision avoidance of a ship using neural networks and fuzzy logic,” *Applied Ocean Research*, vol. 37, pp. 162–173, Aug. 2012. doi: [10.1016/j.apor.2012.05.008](https://doi.org/10.1016/j.apor.2012.05.008).
- [13] M. Wu, C. Stefanakos, and Z. Gao, “Multi-step-ahead forecasting of wave conditions based on a physics-based machine learning (PBML) model for marine operations,” *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 8, no. 12, Art. no. 992, 2020. doi: [10.3390/jmse8120992](https://doi.org/10.3390/jmse8120992).
- [14] C. Jörges, C. Berkenbrink, H. Gottschalk, and B. Stumpe, “Spatial ocean wave height prediction with CNN mixed-data deep neural networks using random field simulated bathymetry,” *Ocean Engineering*, vol. 271, Art. no. 113699, Feb. 2023. doi: [10.1016/j.oceaneng.2023.113699](https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.113699).
- [15] C. Ni and X. Ma, “Prediction of wave power generation using a convolutional neural network with multiple inputs,” *Energies*, vol. 11, no. 8, Art. no. 2097, Aug. 2018. doi: [10.3390/en11082097](https://doi.org/10.3390/en11082097).
- [16] K. Roy, S. S. Chaudhuri, S. Pramanik, and S. Banerjee, “Deep neural network based detection and segmentation of ships for maritime surveillance,” *Computer Systems Science and Engineering*, vol. 44, no. 1, pp. 647–662, 2023. doi: [10.32604/csse.2023.024997](https://doi.org/10.32604/csse.2023.024997).
- [17] M. G. Usman, O. Ajayi, Z. Haruna, I. Abdulwahab, A. Salawudeen, and M. Ogedengbe, “Development of an artificial bee colony based proportional-derivative controller for course keeping in tankership,” *Zaria Journal of Electrical Engineering Technology*, vol. 8, no. 1, pp. 74–84, Oct. 2019. doi: [10.5281/zenodo.389104254](https://doi.org/10.5281/zenodo.389104254).
- [18] J.-J. Lim, J.-H. Kim, S.-Y. Lee, and K.-P. Rhee, “Application of convolutional neural network (CNN) to recognize ship structures,” *Sensors*, vol. 22, no. 10, Art. no. 3824, May 2022. doi: [10.3390/s22103824](https://doi.org/10.3390/s22103824).
- [19] P. A. Umesh and M. R. Behera, “On the improvements in nearshore wave height predictions using nested SWAN-SWASH modelling in the eastern coastal waters of India,” *Ocean Engineering*, vol. 236, Art. no. 109550, Sep. 2021. doi: [10.1016/j.oceaneng.2021.109550](https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2021.109550).
- [20] D. Song, M. Yu, Z. Wang, and X. Wang, “Wind and wave energy prediction using an AT-BiLSTM model,” *Ocean Engineering*, vol. 281, Art. no. 115008, Aug. 2023. doi: [10.1016/j.oceaneng.2023.115008](https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.115008).
- [21] T. Song, R. Han, F. Meng, J. Wang, W. Wei, and S. Peng, “A significant wave height prediction method based on deep learning combining the correlation between wind and wind waves,” *Frontiers in Marine Science*, vol. 9, Art. no. 983007, Oct. 2022. doi: [10.3389/fmars.2022.983007](https://doi.org/10.3389/fmars.2022.983007).
- [22] T. Song, J. Wang, J. Huo, W. Wei, R. Han, D. Xu, and F. Meng, “Prediction of significant wave height based on EEMD and deep learning,” *Frontiers in Marine Science*, vol. 10, Art. no. 1089357, Feb. 2023. doi: [10.3389/fmars.2023.1089357](https://doi.org/10.3389/fmars.2023.1089357).
- [23] R. Jalalifar, M. R. Delavar, and S. F. Ghaderi, “SAC-ConvLSTM: A novel spatio-temporal deep learning-based approach for short-term power load forecasting,” *Expert Systems with Applications*, vol. 237, Part B, Art. no. 121487, Jan. 2024. doi: [10.1016/j.eswa.2023.121487](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121487).