

NGHIÊN CỨU DỰ BÁO NĂNG LƯỢNG SÓNG BIỂN
DỰA TRÊN MẠNG NƠ-RON TÍCH CHẬP (CNN)
RESEARCH ON FORECASTING SEA WAVE ENERGY
BASED ON CONCURRENT NEURAL NETWORK (CNN)

ĐINH ANH TUẤN, NGUYỄN VĂN HÙNG*

Khoa Điện - Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

*Email liên hệ: hung.ddt@vimaru.edu.vn

Tóm tắt

Dự báo năng lượng sóng biển là quan trọng trong hoạt động hàng hải, hoạt động ven biển và ngoài khơi, hoạt động khai thác điện năng tại các cảng biển và khu vực đảo xa bờ. Bên cạnh đó, các phương pháp dự báo dựa trên trí tuệ nhân tạo giúp dự báo chính xác năng lượng và cấp sóng. Bài báo này trình bày phương pháp ứng dụng mạng nơ-ron tích chập dự báo năng lượng sóng dựa trên trạng thái của mặt biển và thông số sóng để đưa ra các dữ liệu cần thiết phục vụ hoạt động hàng hải và nhà máy điện sóng biển. Dữ liệu luyện mạng dựa trên bộ dữ liệu thu thập từ camera kết hợp phần mềm mô phỏng hàng hải xây dựng trong UNITY 3D với các cấp sóng theo bảng thang sức gió Beaufort. Kết quả nghiên cứu này đã dự báo được cấp sóng và năng lượng sóng tại các thời điểm và khu vực biển ở Việt Nam.

Từ khóa: Dự báo sóng, mô hình CNN, dự đoán sóng gần bờ, năng lượng sóng, dự đoán chiều cao sóng.

Abstract

Wave energy forecasting is important in maritime activities, coastal and offshore activities, and electricity exploitation activities at seaports and offshore islands. In addition, artificial intelligence-based forecasting methods help accurately forecast energy and wave levels. This paper presents a method of applying convolutional neural networks to forecast wave energy based on the state of the sea surface and wave parameters to provide necessary parameters for maritime activities and wave power plants. The network training data is based on a data set collected from cameras combined with maritime simulation software built in UNITY 3D with wave levels according to the Beaufort wind scale. The results of this study have forecasted wave levels and wave energy at times and sea areas in Vietnam.

Keywords: Wave forecasting, CNN model, nearshore wave prediction, wave energy, wave height prediction.

1. Mở đầu

Vận chuyển và các hoạt động liên quan đến hàng hải khác phụ thuộc rất nhiều vào điều kiện thời tiết. Một loạt các công nghệ, phương pháp luận và dữ liệu lịch sử được sử dụng để dự báo điều kiện thời tiết trong tương lai [1]. Chiều cao sóng, chu kỳ sóng là thông số quan trọng trong hoạt động hàng hải trên biển. Sóng biển cao gây nguy hiểm đến hoạt động của tàu thuyền và hoạt động của các công trình thủy. Dựa trên dự báo năng lượng sóng biển giúp thuyền viên có các phương pháp tìm kiếm tuyến đường tối ưu để tiết kiệm nhiên liệu [2]. Bên cạnh đó, năng lượng tái tạo ngày được sử dụng để thay thế năng lượng hóa thạch giúp giảm khí phát thải. Vì vậy, dự báo năng lượng sóng sẽ tăng khả năng phát điện của các nhà máy ứng dụng công nghệ sóng biển [3].

Trên thế giới, các công trình nghiên cứu năng lượng sóng biển để đưa ra các thông số như chiều cao sóng, hướng sóng để dự báo cho các bộ điều khiển tàu, nhà máy điện. Trong công trình [4], Sooyoul Kim đã đưa ra phương pháp dự báo sóng biển gần bờ dựa trên phương pháp xử lý dữ liệu nhóm (GMDH) và mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Mô hình này đào tạo với ba tập dữ liệu sóng toàn cầu của Cơ quan Khí tượng Nhật Bản. Kết quả nghiên cứu cho thấy các mô hình dự báo hiệu suất cao chu kỳ sóng tại khu vực nghiên cứu. Một số nghiên cứu dựa trên đầu vào là tốc độ gió theo thời gian, chiều cao sóng thông qua mô hình ANN để dự báo được năng lượng sóng [5, 6]. Nghiên cứu [7], Christoph Jörges sử dụng mô hình CNN và dữ liệu liệu hai chiều từ các bãi cát để dự đoán chiều cao sóng. Kiến trúc CNN được đề xuất vượt trội hơn các mô hình chuẩn khác trên dữ liệu thử nghiệm. Một phương pháp tiếp cận mới để dự báo công suất sóng ngắn hạn được đề xuất, dựa trên khả năng học sâu. Dữ liệu sóng được thử nghiệm trong tất cả bốn mùa và kết quả công trình này đề xuất sử dụng thành công ConvNet để dự báo công suất sóng ngắn hạn [8]. Đề xuất một mô hình

dự đoán sóng khu vực dựa trên CNN (CNN-RWP) thay vì sử dụng mô hình Mô phỏng sóng gần bờ (SWAN) do tiêu tốn tài nguyên tính toán. Sai số tuyệt đối trung bình giữa kết quả dự đoán nhỏ hơn 10%, trong khi hiệu quả tính toán được cải thiện khoảng 1000 lần [9].

Trong nước, các công trình nghiên cứu tập trung trong lĩnh vực thủy văn ứng dụng mô hình Mike 21 SW để tính toán đặc trưng sóng biển và xác định chuyển tải năng lượng sóng biển tại khu vực biển Nam Trung Bộ [10, 11]. Các nghiên cứu liên quan đến mô hình ANN, CNN không phổ biến do dữ liệu đầu vào để huấn luyện lớn và có các hình ảnh thực tế của sóng biển. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực hàng hải ngày càng phát triển nên nghiên cứu, xây dựng mô hình dự báo cấp sóng đối với vùng biển Việt Nam cần phải được triển khai thử nghiệm. Từ lý do trên nhóm tác giả đề xuất xây dựng mô hình phân tích dự báo năng lượng sóng biển dựa trên bề mặt sóng kết mạng nơ-ron tích chập.

Cấu trúc của bài báo có bố cục như sau: Phần 2 cơ sở lý thuyết, xây dựng cấu trúc mô hình. Thuật toán phân tích năng lượng sóng biển CNN được đề xuất trong phần 3. Phần 4 là kết quả thử nghiệm đối với môi trường ảo và cuối cùng là kết luận.

2. Cơ sở lý thuyết và xây dựng mô hình thử nghiệm

2.1. Cơ sở lý thuyết mô phỏng sóng biển

Phân tích mô hình sóng là yếu tố quan trọng trong quá trình duy trì hoạt động của hệ thống lái tự động tàu thủy và mô hình hệ thống sản xuất điện năng từ sóng biển. Từ đó, có hai mô hình mô phỏng sóng biển hiện nay là mô hình sóng kết hợp nhiều thành phần và mô hình SWAN (Simulating WAVes Nearshore) [12].

Mô hình sóng kết hợp nhiều thành phần được mô tả như sau:

$$\eta(x,t) = \sum_{i=1}^N A_i \cos(k_i x - \omega_i t + \phi_i) \quad (1)$$

Trong đó: $\eta(x,t)$ là độ cao mặt nước tại vị trí x và thời gian t ; A biên độ sóng (m); k là số sóng; ω : Tần số góc và ϕ pha ban đầu.

Mô hình SWAN sử dụng phương trình cân bằng năng lượng sóng để mô phỏng sự phát triển và suy giảm sóng gần bờ với mô hình toán học như sau [12], [13]:

$$\frac{\partial E}{\partial t} + \nabla \cdot (c_g E) = S_{tot} \quad (2)$$

S_{tot} được bao gồm các thành phần sau:

$$S_{tot} = S_{in} + S_{ds} + S_{nl} \quad (3)$$

Với c_g là tốc độ nhóm (Group Velocity); E là mật độ năng lượng sóng (Wave Energy Density).

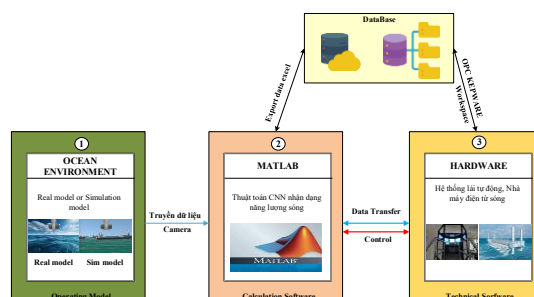
Phương trình mô phỏng sóng biển trên thì đầu ra là các thông số như chiều cao sóng, chu kỳ sóng, hướng sóng. Ngoài ra, năng lượng sóng được tính toán dựa trên các tập hợp các tham số trạng thái biển từ đó có thể suy ra biểu thức năng lượng sóng như sau [8]:

$$J = \frac{\left(\frac{\rho g^2}{64\pi} H_{m0}^2 T_e \right)}{1000} \approx 0.491 (H_{m0}^2 T_e) \quad (4)$$

Trong đó: H_{m0} là chiều cao sóng; T_e là chu kỳ năng lượng sóng; ρ là mật độ nước mặn; và g là gia tốc do trọng lực. Khi chiều cao sóng được đưa ra theo mét và chu kỳ sóng theo giây, kết quả là công suất sóng theo kilowatt (kW) trên một mét chiều dài mặt sóng.

2.2. Cấu trúc truyền thông và mô phỏng

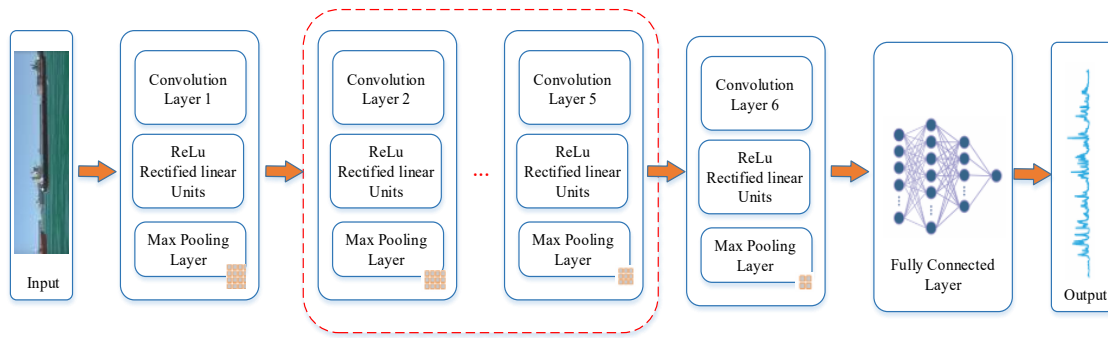
Thực tế dữ liệu sóng được lấy từ các trung tâm nghiên cứu và theo khoảng thời gian dài. Tuy nhiên, ở Việt Nam với dữ liệu ảnh sóng tương đối với sẽ gây khó khăn khi công nghệ thu thập dữ liệu thực tế còn hạn chế. Để đơn giản hóa một mô hình mô phỏng hàng hải với chức năng mô phỏng đại dương, biến đổi của sóng với các cấp theo thang sức gió Beaufort. Cấu trúc mô hình được thể hiện trong Hình 1.



Hình 1. Cấu trúc hệ thống mô phỏng

Có ba phương pháp lấy dữ liệu từ môi trường thực hoặc trong phần mềm mô phỏng thông qua camera, dữ liệu đo lường tại các phao tiêu thực tế.

- Khối 1: Đây là môi trường trích xuất hình ảnh của sóng biển là ảnh thực tế hoặc trong hệ thống mô phỏng.



Hình 2. Cấu trúc mô hình CNN

- Khối 2: Dữ liệu ảnh sóng được đưa vào mô hình CNN thông qua cổng LAN hoặc USB. Tại đây một mô hình mạng nơ-ron tích chập được xây dựng và luyện mạng.

- Khối 3: Kết quả quá trình luyện mạng và kiểm tra sẽ được xây dựng trong Simulink và đưa dữ liệu ra các hệ thống bên ngoài qua OPC server/client. Dữ liệu trong quá trình huấn luyện được lưu trữ dưới dạng file trong database.

3. Mô hình mạng nơ-ron tích chập (CNN)

Phần này trình bày một mô hình CNN đề xuất dự sóng gần bờ và năng lượng sóng từ đó đưa ra được các thành phần quan trọng của sóng. Mô hình mạng nơ-ron học sâu cơ bản được sử dụng trong nghiên cứu này được gọi là mạng nơ-ron tích chập (CNN), thường được sử dụng để phân tích hình ảnh trực quan. Các mô hình CNN lấy cảm hứng từ các quá trình sinh học ở chỗ mô hình kết nối giữa các nơ-ron giống với tổ chức của vỏ não thị giác ở động vật. Các công cụ phổ biến để xây dựng mô hình như Python, Matlab, OpenCV với nhiều tính năng tối ưu và mã nguồn mở [8].

3.1. Đề xuất kiến trúc mô hình CNN

Mô hình CNN được đề xuất được phát triển dựa trên công cụ học sâu có sẵn xây dựng trong Matlab như Hình 2. 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 [14].

Dữ liệu đã được làm phẳng từ nhiều chiều thành một chiều trước khi đưa vào lớp dày đặc. Số lượng bộ lọc cho các lớp tích chập hoặc số lượng đơn vị cho các lớp dày đặc được tô đậm.

Mô hình CNN được đào tạo thông qua hàm mất mát (loss function) được xác định như sau:

$$S = \sum_{j=0}^n |d_0^{(j)} - d_t^{(j)}| \quad (5)$$

Trong đó: $d_0^{(j)}$ là giá trị mục tiêu thứ j , $d_t^{(j)}$ là giá trị ước tính thứ j , n là kích thước dữ liệu đầu vào [8, 12].

Lớp đầu vào (input) bao gồm hình ảnh sóng, chu kỳ sóng, vận tốc gió được chuyển đổi sang dạng ảnh.

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:

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

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, $a_{i,j}$ 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. Có nhiều phương pháp gộp nhóm như gộp nhóm tối đa và gộp nhóm trung bình. Công thức tính toán như sau:

$$y_j = \frac{1}{p} \sum_{k=0}^{p-1} x_{p,j+k} \quad (7)$$

Với: p được xác định sự hỗ trợ của lớp pooling.

Lớp kết nối đầy đủ (Fully connected Layers) là lớp kết nối đầy đủ nằm ở lớp ẩn cuối cùng của CNN. Đây là hàm tuyến tính và có thể tập trung tất cả các biểu diễn ở cấp độ cao nhất.

Lớp dự đoán (Prediction Layers) là lớp dự đoán tuyến tính được sử dụng để dự báo kết quả cuối cùng dựa trên véc tơ $\hat{x}_{i,r}$:

$$y_{ir} = [1, \hat{x}^T] \cdot W \quad (8)$$

Các giá trị trong vector w sẽ được tối ưu hóa trong quá trình đào tạo. Đầu ra của mô hình là độ cao sóng, chu kỳ sóng và năng lượng sóng.

3.2. Đánh giá hiệu suất mô hình

Để đánh giá hiệu suất mô hình sẽ có 3 số liệu chính là sai số bình phương trung bình ($RMSE$), sai số tuyệt đối trung bình (MAE) và hệ số xác định (R^2).

Sai số bình phương trung bình ($RMSE$) cho biết lỗi trung bình của mô hình CNN có cùng đơn vị với giá trị đầu ra. Giá trị $RMSE$ càng thấp thì mô hình càng chính xác:

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

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 .

Hệ số xác định (R^2) đặc trưng cho giá trị giữa mô hình sóng dự đoán tốt như nào so với mô hình thực tế.

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

4. Kết quả và đánh giá

4.1. Dữ liệu huấn luyện

Dữ liệu cấp sóng được thu thập từ các thiết bị quan sát sóng, dữ liệu phao tiêu đo sóng và dữ liệu mô hình toán động lực học dựa trên lý thuyết. Tuy nhiên, tiếp cận dữ liệu này còn hạn chế và thiếu các thông số cần thiết đối với môi trường sóng biển ở Việt Nam. Trong nghiên cứu này, một môi trường mô phỏng hàng hải 3D có thể tạo ra môi trường giả lập giống với môi trường biển để có thể tạo ra các cấp sóng khác nhau.

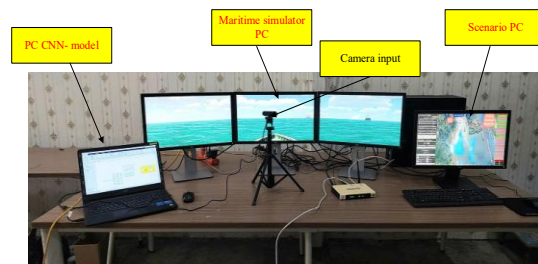
Hình 3a và 3b thể hiện dữ liệu đầu vào thu thập từ camera bên ngoài lấy dữ liệu hình ảnh. Nhóm tác giả

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 2500 mẫu làm bộ dữ liệu đào tạo với năm cấp sóng. Tại đây, dữ liệu được chia ra thành 1750 mẫu (70%), 375 làm bộ dữ liệu xác thực (15%) và 375 mẫu làm bộ dữ liệu thử nghiệm (15%).

4.2. Các bước thử nghiệm

Hình 4 thể hiện quá trình thử nghiệm truyền nhận dữ liệu từ môi trường mô phỏng. Nghiên cứu học máy này được thực hiện bằng cách sử dụng một hệ điện toán 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 2K MHz và kích thước bộ nhớ đệm CPU là 39 424KB;
- Card GPU là NVIDIA GTX 3060TI Pascal của NVIDIA và có 3584 lõi NVIDIA CUDA. RAM GPU là 16GB.



Hình 4. Mô hình thử nghiệm

Các bước thử nghiệm được tiến hành như sau [9], [16]:

Bước 1: Thiết lập cấu trúc nhận dữ liệu từ camera thu thập ảnh sóng.

Bước 2: Trong phần mềm Matlab xây dựng các chương trình nhận dữ liệu trực tiếp hình ảnh theo thời gian lấy mẫu từ Camera, hiển thị qua khối Video viewer trong Simulink.

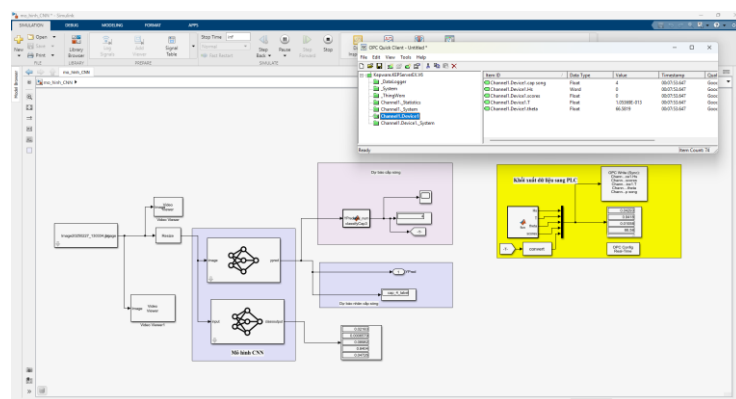


a. Cấp sóng 2



b. Cấp sóng 6

Hình 3. Dữ liệu đầu vào huấn luyện



Hình 5. Cấu trúc mô hình CNN

Bước 3: Dữ liệu được đưa vào đầu vào của mô hình CNN đã được huấn luyện và đưa kết quả dự báo.

4.3. Kết quả

Hình 5 thể hiện cấu trúc mô hình dự báo với dữ liệu vào ra thực tế. Phần cứng mô hình thể hiện hai hệ thống hoạt động độc lập và không tác động trái ngược nhau. Khi output sẽ đưa ra các giá trị về biên độ, cấp sóng, năng lượng sóng.

Trước tiên, tốc độ truyền nhận dữ liệu từ camera và mô hình trên Matlab được thể hiện trong Bảng 1 với tốc độ tính toán và tốc độ thực tế. Kích thước ảnh lớn làm tốc độ truyền nhận bị giới hạn. Do đó, cần phải hiệu chỉnh dữ liệu ảnh đầu vào của mô hình.

Bảng 1. Thời gian và tốc độ truyền dữ liệu ảnh

Kích thước ảnh	Tốc độ truyền thực tế MB/s	Tốc độ truyền ước tính MB/s	Độ trễ ms
1080x1920	8.5	12.8	45.4
1024x1024	13.4	15.6	24.5
512x512	20.7	25.0	15.2
256x256	50.4	55.6	6.5
128x128	102.8	120.0	4.5

Bảng 2. Kết quả dự báo và tính toán năng lượng sóng

Cấp sóng thực tế	Cấp sóng dự báo	Năng lượng sóng dự đoán (kW)	Sai số (%)
Cấp 1	1	12.6	0.05
Cấp 2	2	19.5	0.1
Cấp 3	3	21.8	0.08
Cấp 5	5	45.8	0.04
Cấp 6	6	55.3	0.06

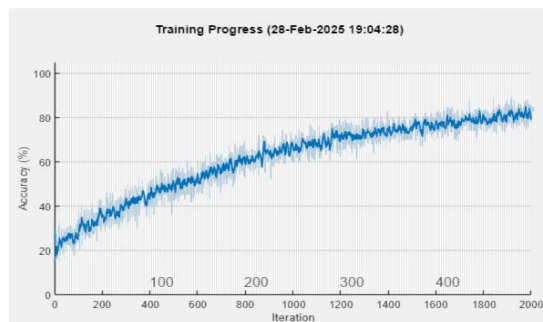
Kết quả năng lượng sóng và dự đoán cấp sóng dựa trên hình ảnh đầu vào được gắn nhãn được xử lý và

đưa ra dữ liệu bên ngoài thể hiện trong Bảng 2. Thông số $\rho = 33,8 \text{ kg/m}^3$ ở Vịnh Bắc Bộ, chu kỳ sóng T_e trích xuất từ dữ liệu Unity 3D với khoảng thời gian từ 3 giây đến 6 giây. Dữ liệu Bảng 2 được thực hiện trong khoảng thời gian một tháng để huấn luyện và thử nghiệm mô hình. Kết quả cho thấy sai số dự đoán của mô hình nhỏ và có thể chấp nhận được.

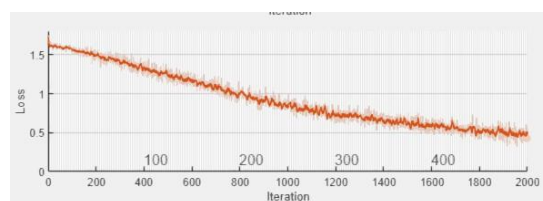
4.4. Đánh giá mô hình

Để đánh giá hiệu suất của mô hình CNN cho dự báo cấp sóng yêu cầu có các thông số $RMSE$, MSE , R^2 dựa theo công thức trong Mục 3.2.

Ngoài ra, hiệu suất còn được đánh giá thông qua độ chính xác của mô hình (Accuracy %) và sai số mô hình (Loss). Sau khi chạy mô hình với 2000 lần lặp kết quả độ chính xác của mô hình thể hiện trong Hình 6.



Hình 6. Đánh giá độ chính xác mô hình



Hình 7. Đánh giá sai số mô hình

Đồ thị cho kết quả thấy độ chính xác tăng dần theo số lần lặp, với dao động nhẹ do quá trình huấn luyện. Độ chính xác tăng đều từ khoảng 20% lên hơn 83%

sau 2000 lần lặp. Biểu đồ thể hiện sự hội tụ dần dần của mô hình, không có dấu hiệu dừng sớm. Mô hình có xu hướng tăng với nhiều dao động nhỏ. Do đó, mô hình được đánh giá hoạt động tốt và các thể dự báo được cấp sóng.

Hình 7 thể hiện sai số mô hình huấn luyện với 2000 lần lặp. Giá trị giảm dần từ 1,6 xuống 0,5. Từ đó cho thấy xu hướng giảm cho thấy mô hình đang học tốt và tối ưu được trọng số. Tuy nhiên, với hai thông số trên cần huấn luyện mô hình với các trọng số khác nhau và phần trăm dữ liệu học và kiểm tra.

Ngoài ra, thông qua việc điều chỉnh các tham số của mô hình sẽ làm cho hiệu suất thay đổi. Mô hình trên là kết quả các tham số phối hợp đưa ra kết quả chấp nhận được.

5. Kết luận

Dự báo năng lượng sóng, cấp sóng có ý nghĩa quan trọng trong các hệ thống lái tự động, dự báo công suất của nhà máy điện sóng biển và các tàu mặt nước tự hành. Nghiên cứu này đã dự báo cấp sóng, năng lượng sóng dựa trên dữ liệu ảnh đầu vào theo thời gian lấy mẫu ứng dụng mô hình CNN. Kết quả mô hình được truyền đến các bộ điều khiển bên ngoài thông qua mạng truyền thông OPC server. Bên cạnh đó, xây dựng được bộ dữ liệu dự báo cấp sóng với nhiều cấp và các trạng thái khác nhau. Sai số giữa đầu vào và đầu ra của mô hình chấp nhận được và được huấn luyện để cải thiện chất lượng mô hình dự báo. Hướng nghiên cứu trong tương lai sẽ xem xét các tham số nhiễu và ảnh hưởng của các loại sóng lên mô hình huấn luyện CNN. Đồng thời, nâng cao hiệu suất của mô hình với các bộ siêu tham số dựa trên đầu ra của mô hình.

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**.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Wu, C. Stefanakos, and Z. Gao (2020), *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.
doi: 10.3390/jmse8120992.

[2] D. Song, M. Yu, Z. Wang, and X. Wang (2023), *Wind and wave energy prediction using an AT-BiLSTM model*, Ocean Eng., Vol.281, p.115008, <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.115008>.

[3] P. M. R. Bento, J. A. N. Pombo, R. P. G. Mendes, M. R. A. Calado, and S. J. P. S. Mariano (2021),

Ocean wave energy forecasting using optimised deep learning neural networks, Ocean Eng., Vol.219, p.108372.

<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.108372>.

[4] S. Kim, T. H. A. Tom, M. Takeda, and H. Mase (2021), *A framework for transformation to nearshore wave from global wave data using machine learning techniques: Validation at the Port of Hitachinaka, Japan*, Ocean Eng., Vol.221, p.108516.

<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.108516>.

[5] A. Zamani, D. Solomatine, A. Azimian, and A. Heemink (2008), *Learning from data for wind-wave forecasting*, Ocean Eng., Vol.35, No.10, pp.953-962.

<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2008.03.007>.

[6] J. Oh and K.-D. Suh (2018), *Real-time forecasting of wave heights using EOF - wavelet - neural network hybrid model*, Ocean Eng., Vol.150, pp.48-59.

<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2017.12.044>.

[7] C. Jörges, C. Berkenbrink, H. Gottschalk, and B. Stumpe (2023), *Spatial ocean wave height prediction with CNN mixed-data deep neural networks using random field simulated bathymetry*, Ocean Eng., Vol.271, p.113699.

<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.113699>.

[8] P. Bento, J. Pombo, M. do R. Calado, and S. Mariano (2021), *Ocean wave power forecasting using convolutional neural networks*, IET Renew. Power Gener., Vol.15, No.14, pp.3341-3353, Oct.
doi: <https://doi.org/10.1049/rpg2.12258>.

[9] Y. Jing, L. Zhang, W. Hao, and L. Huang (2022), *Numerical study of a CNN-based model for regional wave prediction*, Ocean Eng., Vol.255, p.111400.

<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.111400>.

[10] B. Hà, N. Thuy, and Đ. Chiến (2021), *Kết quả bước đầu dự báo tổ hợp sóng biển tại Việt Nam*, Vietnam J. Hydrometeorol., Vol. 721, pp.1-10.

doi: 10.36335/VNJHM.2021(721).1-10.

[11] N. Thịnh, Đ. Nguyên, L. Phụng, and N. Bảy (2021), *Nghiên cứu xác định năng lượng sóng biển khu vực Nam Trung Bộ*, Tạp chí Khí tượng Thủy văn, Số.722, tr.1-10.

doi: 10.36335/VNJHM.2021(722).58-67.

[12] W. Sun, B. Liang, Z. Shao, and Z. Wang (2022),

- Analysis of Komen scheme in the SWAN model for the whitecapping dissipation during the tropical cyclone*, Ocean Eng., Vol.266, p.113060.
<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.113060>.
- [13] P. A. Umesh and M. R. Behera (2021), *On the improvements in nearshore wave height predictions using nested SWAN-SWASH modelling in the eastern coastal waters of India*, Ocean Eng., Vol.236, p.109550.
<https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2021.109550>.
- [14] M. Wu, C. Stefanakos, and Z. Gao (2020), *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. pp.1-24.
doi: 10.3390/jmse8120992.
- [15] C. Ni and X. Ma (2018), *Prediction of Wave Power Generation Using a Convolutional Neural Network with Multiple Inputs*, Energies, Vol.11, p.2097.
doi: 10.3390/en11082097.
- [16] S. Shamshirband, A. Mosavi, T. Rabczuk, N. Nabipour, and K. wing Chau (2020), *Prediction of significant wave height; comparison between nested grid numerical model, and machine learning models of artificial neural networks, extreme learning and support vector machines*, Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, Vol.14, No.1. pp.805-817.
doi: 10.1080/19942060.2020.1773932.

Ngày nhận bài:	08/03/2025
Ngày nhận bản sửa lần 1:	27/03/2025
Ngày nhận bản sửa lần 2:	14/04/2025
Ngày duyệt đăng:	14/04/2025