

Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự đoán đặc trưng nước nhảy trên đáy nhám lăng trụ tam giác vuông

Phạm Quỳnh Anh¹, Trịnh Công Tỷ^{2*}, Nguyễn Khánh Ly¹, Lê Đình Hùng²

¹ Ban quản lý và đào tạo kỹ sư chất lượng cao, trường Đại học Xây dựng Hà Nội (HUCE)

² Khoa Công trình thủy, trường Đại học Xây dựng Hà Nội (HUCE)

TỪ KHOÁ

Trí tuệ nhân tạo
Mạng nơ-ron nhân tạo
Nước nhảy
Độ sâu liên hợp sau nước nhảy
Chiều dài nước nhảy

TÓM TẮT

Nước nhảy là hiện tượng thủy lực rất quan trọng trong thiết kế các công trình bề tiêu năng. Cho tới gần đây, việc nghiên cứu các đặc trưng của nước nhảy như độ sâu liên hợp sau nước nhảy và chiều dài nước nhảy vẫn dựa trên nghiên cứu lý thuyết và thí nghiệm. Với bài toán nước nhảy có điều kiện biên thay đổi so với nước nhảy truyền thống thì việc xác định hai đặc trưng nước nhảy nêu trên chủ yếu áp dụng phương pháp hồi quy kết quả thí nghiệm. Ngày nay, với sự phát triển mạnh mẽ của lĩnh vực khoa học máy tính đã mở ra một số hướng tiếp cận mới trong việc giải quyết các bài toán hồi quy, trong đó phải kể đến mô hình mạng nơ-ron nhân tạo và các mô hình máy học. Với những ưu điểm nổi bật hơn của mạng nơ-ron nhân tạo trong bài toán phân loại và hồi quy. Nghiên cứu này ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo gồm 3 lớp, lần lượt là lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra để dự báo hai đặc trưng chính của nước nhảy trên đáy nhám lăng trụ tam giác vuông, với cấu trúc mạng 1 lớp ẩn và số nơ-ron lớp ẩn thay đổi từ 3 đến 8 nơ-ron. Kết quả nghiên cứu đã chỉ ra, kết cấu mạng nơ-ron 1 lớp ẩn với số lượng 8 và 10 nơ-ron cho kết quả dự báo chiều sâu liên hợp sau nước nhảy và chiều dài nước nhảy đạt hệ số tương quan R^2 rất cao, lần lượt là 0,992 và 0,912.

KEYWORDS

Artificial intelligence
Artificial neural networks
Hydraulic jump
Conjugate depth
Jump length

ABSTRACT

Hydraulic jump is a crucial hydraulic phenomenon in the design of energy dissipation structures. Until recently, studies on main hydraulic jump characteristics, such as the conjugate depth and the jump length, were based on theoretical and experimental studies. For hydraulic jumps with boundary conditions differing from traditional hydraulic jumps, the determination of these two characteristics has mainly relied on regression methods based on experimental results. Nowadays, the rapid advancement of computer science has introduced new approaches to solving regression problems, notably artificial neural networks, and other machine learning models. Among these, artificial neural networks stand out due to their superior effectiveness in classification and regression tasks. This study applies a three-layer artificial neural network, consisting of an input layer, a hidden layer, and an output layer, to predict two hydraulic jump characteristics on a rough bed with right-angled triangular prism elements, having the network structure only a single hidden layer, with the number of neurons varying from 3 to 8. The research results indicated that the neural network model with a single hidden layer containing 8 and 10 neurons provides highly accurate predictions for the subsequent depth and jump length, achieving high R^2 correlation coefficients of 0.992 and 0.912, respectively.

1. Đặt vấn đề

Nước nhảy là một trong ba hình thức tiêu năng chủ yếu trong thiết kế công trình tháo lũ, nó giúp việc chuyển trạng thái từ dòng chảy xiết mang động năng lớn tại chân đập tràn sang dòng chảy êm với vận tốc nhỏ ở kênh hạ lưu hoặc sông suối thông qua công trình bề tiêu năng. Do đó, nó làm giảm tác động của dòng chảy lũ từ hồ chứa xuống hạ du công trình, đồng thời giảm nguy cơ gây xói lở lòng dẫn, đảm bảo an toàn công trình trong vận hành [1].

Trong những năm gần đây, lĩnh vực nghiên cứu về thủy lực nước nhảy đạt được những thành tựu đáng kể trong việc mở rộng ứng dụng và tăng hiệu quả tiêu tán năng lượng với chiều dài hữu hạn của nước nhảy, từ đó dẫn tới giảm các đặc trưng nước nhảy như: độ sâu liên hợp sau nước nhảy y_2 , chiều dài nước nhảy L_j , ứng suất đáy, ... Bằng việc bổ sung các mố nhám trên lòng dẫn (mố nhám nổi trên bề mặt đáy kênh, mố nhám có đỉnh ngang bằng với đáy kênh, ...) hay việc mở rộng, thu hẹp lòng dẫn, tăng giảm độ dốc đáy kênh kết hợp với các mố nhám, ... đều dẫn tới hai đặc trưng y_2 và L_j giảm đáng kể lần lượt khoảng 20 %

*Liên hệ tác giả: tytc@huce.edu.vn

Nhận ngày 15/03/2025, sửa xong ngày 10/04/2025, chấp nhận đăng ngày 11/04/2025

Link DOI: <https://doi.org/10.54772/jomc.02.2025.888>

và 50% so với nước nhảy truyền thống [2-10]. Việc xác định các đặc trưng nước nhảy trước đây có thể được chia thành hai hướng chính, một là từ lý thuyết với các phương trình liên tục và phương trình động lượng xác định độ sâu sau nước nhảy, tổn thất năng lượng,... hai là phương pháp hồi quy thực nghiệm để đưa ra các bảng biểu, công thức xác định một số đặc trưng, đây là các phương pháp nghiên cứu đã được sử dụng từ xưa tới nay, nhóm phương pháp này có hạn chế về triển khai các phương trình toán học khi hiện tượng nước nhảy được bổ sung các điều kiện biên thay đổi như bố trí các mố nhám, thu hẹp hay mở rộng lòng dẫn, Mặt khác làm gia tăng các chi phí về làm thí nghiệm khi muốn xây dựng bộ dữ liệu lớn.

Cuộc cách mạng công nghệ 4.0 đã mở ra một kỷ nguyên mới cho sự phát triển vượt bậc của lĩnh vực khoa học máy tính, với cốt lõi là sự hội tụ của các công nghệ hiện đại như trí tuệ nhân tạo (AI), internet vạn vật (IoT), dữ liệu lớn (Big Data), ... Hiện nay, AI đang được áp dụng thành công và tiếp tục được chú trọng nghiên cứu phát triển trong rất nhiều lĩnh vực [11]. Tuy nhiên, đối với lĩnh vực thủy lực nước nhảy thì việc nghiên cứu ứng dụng AI lại chưa được quan tâm nhiều không chỉ trên thế giới mà còn rất hạn chế ở trong nước. Điều này có thể là do cơ sở dữ liệu để thực hiện các mô hình AI có quy mô nhỏ từ các số liệu thí nghiệm ít ỏi, các công trình nghiên cứu thí nghiệm chỉ thực hiện trong khoảng vài chục trường hợp, hay mới chỉ bước đầu để xây dựng các bộ số liệu lớn thông qua việc kết hợp giữa nghiên cứu trên mô hình toán và thí nghiệm.

Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network, ANN) là một nhánh của AI, nó có điểm mạnh là khả năng dự báo tốt với những dữ liệu phức tạp, thiếu thông tin về tính quy luật của dữ liệu, hay khả năng tổng quát hóa cao trong dự báo cho các đại lượng xuất hiện không tuyến tính. Ngoài ra, mô hình có ưu điểm xây dựng khá rõ ràng, kết quả dự báo đạt độ chính xác cao và được nhiều nhà nghiên cứu quan tâm và tìm hiểu, áp dụng cho các lĩnh vực khác nhau [11-16].

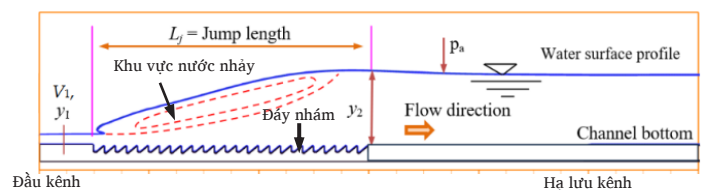
Mặc dù đã có một số các nghiên cứu về việc áp dụng mô hình ANN trong bài toán dự báo các đặc trưng của nước nhảy được thực hiện trong và ngoài nước trong vài năm gần đây [16-19]. Tuy nhiên, việc lựa chọn cấu trúc mạng ANN để đạt được kết quả chính xác hơn

vẫn chưa thực sự thống nhất, điều này có thể giải thích là do sự đa dạng về các yếu tố biên tác động lên bài toán nước nhảy như: đáy nhám, độ dốc đáy thuận hay nghịch, điều kiện đầu vào thu hẹp hay mở rộng,... Vì vậy, nghiên cứu này không chỉ kế thừa các thành tựu nghiên cứu trước đây khi áp dụng mô hình ANN cho bài toán nước nhảy, mà còn đồng thời thực hiện các nghiên cứu thử nghiệm cấu trúc mạng ANN để dự đoán chính xác hơn đặc trưng nước nhảy, độ sâu liên hợp sau nước nhảy y_2 và chiều dài nước nhảy L_j trên đáy nhám lăng trụ tam giác vuông trong điều kiện nước nhảy ổn định, tự do (nước nhảy hoàn chỉnh). Các bộ dữ liệu thực hiện cho nghiên cứu này được kế thừa từ kết quả nghiên cứu của T.C. Tỷ và nnk [10]. Độ chính xác của mô hình ANN thiết lập sẽ được đánh giá qua các chỉ số: Sai số bình phương trung bình MSE, hệ số tương quan R^2 . Trên cơ sở đó đề xuất mô hình mạng ANN dự báo y_2 , L_j phù hợp với hiện tượng nước nhảy trên đáy nhám nghiên cứu [10].

2. Dữ liệu và phương pháp nghiên cứu

2.1 Cơ sở dữ liệu cho mô hình ANN

Bài báo kế thừa kết quả nghiên cứu của T.C. Tỷ và nnk [10] về các đặc trưng của nước nhảy trên đáy nhám lăng trụ tam giác vuông, bao gồm: độ sâu liên hợp y_2 và chiều dài nước nhảy L_j (xem Hình 1) với bốn mô hình đáy nhám khác nhau cho bộ dữ liệu gồm 210 kết quả nghiên cứu (xem Bảng 1) trong điều kiện nước nhảy ổn định tự do với điều kiện độ sâu dòng chảy xiết đầu kênh y_1 thay đổi từ $1,5 \div 3,0$ cm, số Froude, $4,8 \leq Fr_1 \leq 9,4$ và chiều cao mố nhám, $t = 2,0$ cm. Bộ dữ liệu này làm cơ sở để xây dựng mạng nơ-ron nhân tạo và dự báo các đặc trưng nước nhảy.



Hình 1. Đặc trưng nước nhảy trên đáy nhám [10].

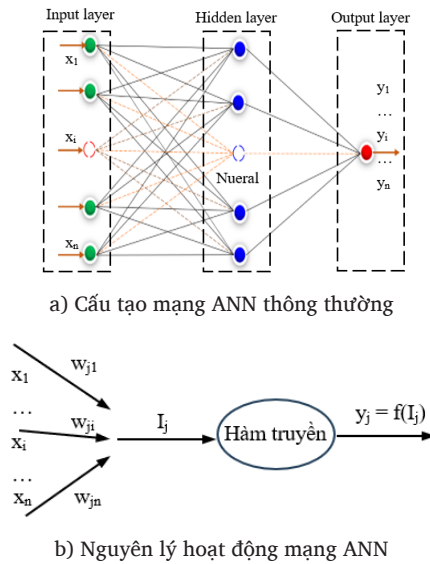
Bảng 1. Dữ liệu về đặc trưng nước nhảy [10].

Mô hình	S (cm)	L_s (cm)	m_1 (-)	m_2 (-)	y_2 (cm)	L_j (m)
1 ÷ 45	1,5	0,0	0,0	0,75 ÷ 1,5	7,3 ÷ 31,6	0,28 ÷ 1,25
46 ÷ 90	2,0 3,0		0,75 ÷ 1,5	0,0	7,2 ÷ 24,2	0,30 ÷ 0,87
91 ÷ 150	2,0 3,0	2,0 3,0	0,0	1,0 1,5	7,6 ÷ 28,1	0,27 ÷ 1,08
151 ÷ 210		4,0	1,0 1,5	0,0	7,35 ÷ 23,2	0,32 ÷ 0,82

trong đó: s là chiều rộng đáy mố nhám, m_1 , m_2 lần lượt là hệ số mái của mố nhám.

2.2 Mạng thần kinh nhân tạo

Mô hình ANN là một hệ thống xử lý thông tin dạng dữ liệu số, được thiết kế dựa trên mô phỏng cấu trúc hoạt động của các nơ-ron thần kinh trong bộ não người. Một ANN thường bao gồm các nơ-ron sắp xếp thành từng lớp, mỗi lớp có nhiệm vụ khác nhau để xử lý dữ liệu và thực hiện công việc cụ thể. Mô hình ANN thông thường có 3 lớp, bố trí lần lượt là: lớp đầu vào (input layer), lớp ẩn hay trung gian (hidden layer) và lớp đầu ra (output layer) như thể hiện trên Hình 2a.



Hình 2. Cấu tạo và nguyên lý hoạt động của mô hình ANN.

Mạng nơ-ron hoạt động như sau (xem Hình 2b): các nơ-ron tại lớp đầu vào nhận dữ liệu ($x_1, \dots, x_n$) và xử lý, các giá trị x_i được nhân với các trọng số (w_{ji}), tổng giá trị này sẽ được thêm hay bớt với biến hiệu chỉnh (θ_j) tạo thành giá trị tổng đầu vào I_j , tiếp theo đó mô hình sẽ được hàm truyền hay hàm kích hoạt (sigmoid, tanh, ...) tính toán các tham số đầu ra y_j của nơ-ron.

Để một mô hình ANN dự báo chính xác một hiện tượng, cần phải có quá trình đào tạo, huấn luyện mạng. Với quá trình này, các giá trị ở lớp đầu vào không thay đổi, mà chỉ điều chỉnh giá trị của các trọng số (w_{ji}) sao cho đầu ra của mạng gần nhất với dữ liệu đầu ra. Có thể chia quá trình học của mạng nơ-ron thành 2 loại chính đó là học có giám sát (supervised learning) và học không giám sát (unsupervised learning). Đối với bài toán dự báo đặc trưng nước nhảy trên đáy nhám lăng trụ tam giác vuông, nhóm nghiên cứu sử dụng phương pháp học có giám sát, quá trình học này sử dụng thuật toán dự báo kết quả đầu ra của dữ liệu đầu vào mới dựa trên các bộ dữ liệu (x_i, y_i) đã biết trước, để xác định các trọng số, các giá trị và yêu cầu kết quả làm đầu ra.

Độ chính xác của kết quả dự báo qua mô hình ANN được đánh giá với các chỉ số đánh giá sai số như sau: sai số bình phương trung bình (MSE) và hệ số tương quan (R^2), những chỉ số này được tính toán theo các công thức (1) và (2). Mô hình ANN dự báo kết quả với độ chính xác cao khi giá trị của hệ số R^2 gần bằng 1,0 và MSE có giá trị nhỏ.

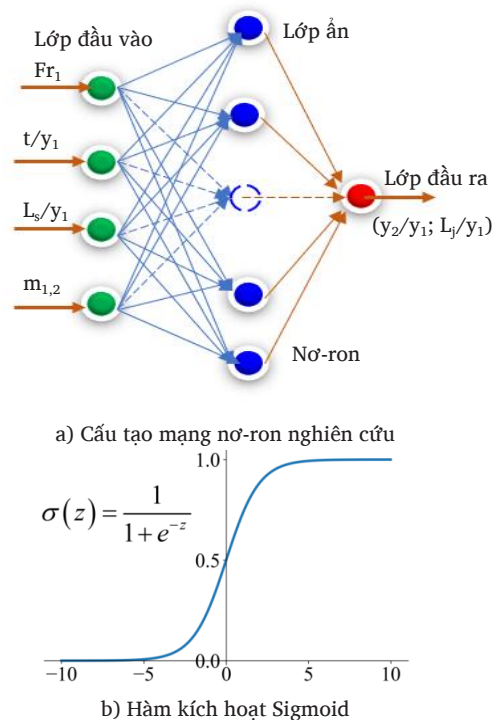
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - y_i)^2 \quad (1)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

trong đó, $y_i, \bar{y}_i$ và P_i lần lượt là trị số kết quả thực, trị số thực trung bình và trị số kết quả dự báo tính toán thứ i , n là số bộ dữ liệu nghiên cứu, $n = 210$.

2.3 Xây dựng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo cho vấn đề nghiên cứu

Dựa vào một số kết quả nghiên cứu của các tác giả [12, 16-18] và kinh nghiệm của nhóm nghiên cứu trong việc áp dụng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo cho lớp bài toán hồi quy. Nhóm nghiên cứu xây dựng mô hình mạng nơ-ron hồi quy cho bài toán xác định chiều sâu liên hợp và chiều dài nước nhảy trên đáy nhám lăng trụ tam giác vuông như sau: cấu trúc mô hình mạng nơ-ron nhân tạo gồm 3 lớp; một lớp đầu vào gồm 4 thông số đặc trưng cho điều kiện dòng chảy trong bài toán nước nhảy và các đặc trưng chính của nền nhám lăng trụ tam giác vuông ($Fr_1, t/y_1, L_s/y_1$ và $m_{1,2}$); một lớp ẩn với số lượng nơ-ron thay đổi từ 3 đến 10 theo các trường hợp tính toán khác nhau; một lớp đầu ra là chiều sâu liên hợp sau nước nhảy (y_2/y_1) hoặc chiều dài nước nhảy (L_j/y_1). Sơ đồ mô hình mạng nơ-ron nhân tạo được thể hiện chi tiết trên Hình 3, với hàm kích hoạt là Sigmoid, tỷ lệ dữ liệu được chia ngẫu nhiên trong quá trình huấn luyện mô hình với tỷ lệ 70 % cho dữ liệu đào tạo, dữ liệu hiệu chỉnh và kiểm tra mô hình đều là 15 % trên tổng số 210 bộ số liệu sử dụng từ T.C. Tỷ và nnk [10].



Hình 3. Cấu trúc mạng nơ-ron cho bài toán nghiên cứu.

3. Kết quả và thảo luận

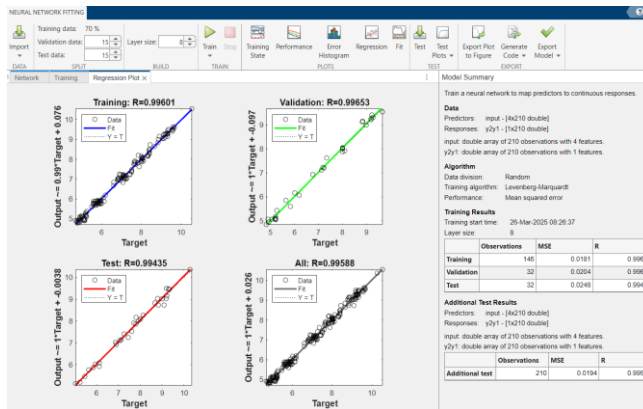
3.1 Dự báo độ sâu liên hợp sau nước nhảy (y_2/y_1) trên đáy nhám

Độ chính xác của các kết quả dự báo độ sâu liên hợp sau nước nhảy (y_2/y_1) với các số lượng nơ-ron trong lớp ẩn khác nhau được thể hiện trên Bảng 2. Từ bảng này cho thấy mô hình mạng nơ-ron với chỉ 3 nơ-ron ở lớp ẩn đã dự báo tỷ lệ của y_2/y_1 khá chính xác với hệ số

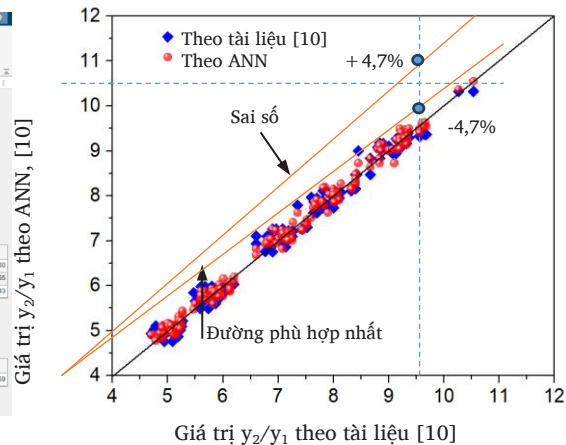
tương quan rất cao $R^2 = 0,9874$, khi tăng thêm số lượng nơ-ron ở lớp ẩn lần lượt lên 5, 8 và 10 nơ-ron thì độ chính xác tăng lên không đáng kể (khoảng dưới 2 %). Mạng nơ-ron với 8 nơ-ron ở lớp ẩn cho độ chính xác khi dự báo độ sâu liên hợp sau nước nhảy cao nhất với $R^2 = 0,9918$ gần như bằng 1,0. Do đó, kết quả dự báo tỷ lệ y_2/y_1 với mô hình 8 nơ-ron ở lớp ẩn đã được thể hiện chi tiết ở Hình 4 (a và b).

Bảng 2. Độ chính xác của mô hình dự báo với số lượng nơ-ron trong lớp ẩn khác nhau.

Nội dung	3 Nơ-ron		5 Nơ-ron		8 Nơ-ron		10 Nơ-ron	
	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2
Dữ liệu đào tạo (70 %)	0,0277	0,9876	0,0208	0,9906	0,0181	0,9920	0,0173	0,9920
Dữ liệu hiệu chỉnh (15 %)	0,0319	0,9892	0,0251	0,9900	0,0204	0,9930	0,0352	0,9906
Dữ liệu kiểm tra (15 %)	0,0330	0,9805	0,0232	0,9890	0,0248	0,9886	0,0208	0,9902
Toàn bộ dữ liệu (100 %)	0,0292	0,9874	0,0218	0,9906	0,0194	0,9918	0,0206	0,9912



a) Kết quả chạy mạng nơ-ron với 8 nơ-ron lớp ẩn



b) Giá trị dự đoán y_2/y_1

Hình 4. Kết quả mô hình mạng nơ-ron và sai số dự đoán giá trị y_2/y_1 theo các phương pháp.

Hình 4a thể hiện độ chính xác của các kết quả dự đoán tỷ lệ y_2/y_1 với các tập dữ liệu đào tạo, hiệu chỉnh, kiểm tra và toàn bộ dự liệu đạt hệ số tương quan R^2 lớn hơn 0,99 điều này cho thấy mô hình xây dựng dự báo tốt đặc trưng về tỷ lệ y_2/y_1 . Hình 4b thể hiện sai số trong việc dự đoán đặc trưng y_2/y_1 theo phương pháp hồi quy truyền thống là các điểm dữ liệu màu xanh theo kết quả nghiên cứu của T.C. Tỷ và nnk [10] và phương pháp mô hình ANN với các điểm dữ liệu màu đỏ trong nghiên cứu này. Mặc dù hệ số tương quan của hai phương pháp này chênh lệch nhau không đáng kể (nhỏ hơn 1 %) nhưng mức độ phân bố của các điểm dự đoán so với dữ liệu được trích rút ra từ mô hình toán ở tài liệu [10] thông qua đường phù hợp nhất có sự khác biệt. Các điểm màu đỏ được dự đoán bằng phương pháp ANN rất tập trung và bám sát đường phù hợp nhất, còn các điểm màu xanh có độ phân tán hơn so với đường phù hợp nhất. Như vậy, thông qua mô hình mạng nơ-ron cho kết quả dự đoán chiều sâu liên hợp sau nước nhảy tốt hơn so với phương pháp hồi quy truyền thống.

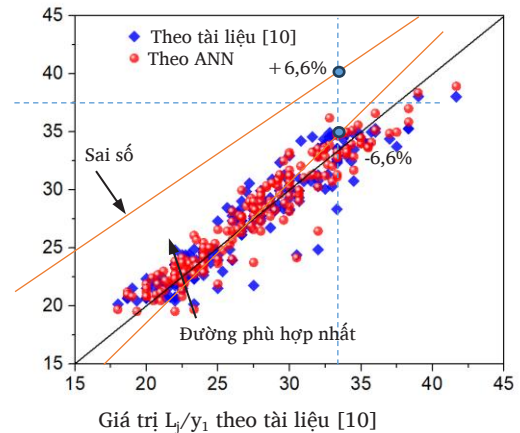
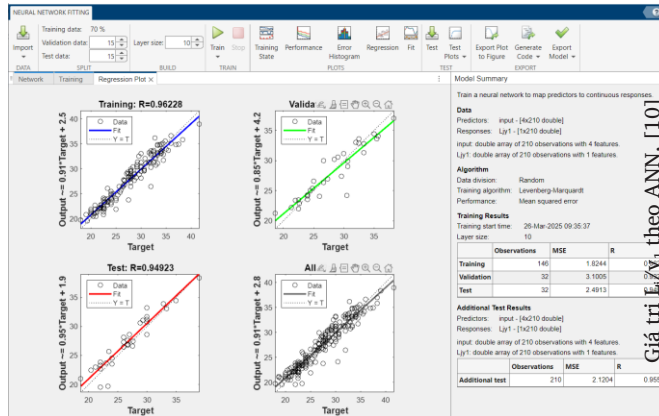
3.2 Dự báo chiều dài nước nhảy (L_j/y_1) trên đáy nhám

Từ Bảng 3, khi sử dụng 3 nơ-ron ở lớp ẩn thì kết quả dự báo chiều dài nước nhảy (L_j/y_1) chưa cao với hệ số $R^2 = 0,8806$, tăng số lượng nơ-ron lớp ẩn lần lượt lên 5, 8 và 10 độ chính xác của kết quả dự báo tỷ lệ L_j/y_1 cũng tăng lên rõ hơn, hệ số R^2 đều lớn hơn 0,9. Kết quả nghiên cứu chỉ ra với 10 nơ-ron ở lớp ẩn có độ chính xác dự báo lớn nhất $R^2 = 0,9122$, trong khi đó theo kết quả dự báo tỷ lệ L_j/y_1 ở tài liệu [10] chỉ đạt $R^2 = 0,89$.

Hình 5a thể hiện kết quả tính toán và dự báo tỷ lệ L_j/y_1 từ mô hình ANN với các tập dữ liệu đào tạo, hiệu chỉnh, kiểm tra và toàn bộ bộ dữ liệu nghiên cứu với hệ số R^2 cao. Để đánh giá độ chính xác của kết quả dự báo tỷ lệ L_j/y_1 từ mô hình ANN so với phương pháp hồi quy truyền thống từ dữ liệu của T.C. Tỷ và nnk [10], nhóm nghiên cứu đã thể hiện các kết quả dự báo trên Hình 5b so với bộ dữ liệu gốc [10]. Các điểm dự báo màu đỏ (L_j/y_1) bám sát đường phù hợp nhất với số liệu mô phỏng số từ tài liệu [10], trong khi đó các điểm dự báo màu xanh theo phương pháp hồi quy truyền thống ít tập trung hơn. Điều này thể hiện kết quả dự đoán theo mô hình ANN cho kết quả dự báo tỷ lệ L_j/y_1 tốt hơn.

Bảng 3. Độ chính xác của mô hình dự báo với các nơ ron trong lớp ẩn khác nhau.

Nội dung	3 Nơ-ron		5 Nơ-ron		8 Nơ-ron		10 Nơ-ron	
	MSE	R ²	MSE	R ²	MSE	R ²	MSE	R ²
Dữ liệu đào tạo (70 %)	3,5090	0,8906	1,6333	0,9266	1,8601	0,9237	1,8244	0,9260
Dữ liệu hiệu chỉnh (15 %)	3,0993	0,8729	3,0765	0,9004	3,1815	0,8881	3,1005	0,8701
Dữ liệu kiểm tra (15 %)	2,9250	0,8140	4,4921	0,7957	2,6881	0,8578	2,4913	0,9010
Toàn bộ dữ liệu (100 %)	3,3576	0,8806	2,2889	0,9044	2,1877	0,9084	2,1204	0,9122



a) Kết quả chạy mạng nơ-ron với 10 nơ-ron lớp ẩn

b) Giá trị dự đoán L_j/y_1

Hình 5. Kết quả mô hình mạng nơ-ron và sai số dự đoán giá trị L_j/y_1 theo các phương pháp.

4. Kết luận

Bài báo đã ứng dụng thành công mạng nơ-ron nhân tạo trong việc dự đoán hai đặc trưng chủ yếu của nước nhảy trên đáy nhám như: độ sâu liên hợp sau nước nhảy (y_2/y_1), chiều dài nước nhảy (L_j/y_1). Đây là hướng tiếp cận nghiên cứu khá mới trong lĩnh vực nghiên cứu thủy lực nước nhảy.

Kết quả nghiên cứu chỉ ra mạng nơ-ron nhân tạo 1 lớp ẩn và 8 nơ-ron dự báo tốt độ sâu liên hợp sau nước nhảy với hệ số $R^2 = 0,992$ và mạng nơ-ron nhân tạo 1 lớp ẩn với 10 nơ-ron cho kết quả dự báo khá tốt chiều dài nước nhảy với độ chính xác cao, $R^2 = 0,912$. Ngoài ra, nghiên cứu cũng chỉ ra số nơ-ron cần thiết ở lớp ẩn so với thông số đầu vào của đáy nhám đối với các tỷ lệ y_2/y_1 và L_j/y_1 là khoảng 1,0 đến 2,5 lần số ẩn đầu vào cho kết quả dự đoán rất tốt.

Việc áp dụng mạng nơ-ron trong dự báo các đặc trưng nước nhảy cần có kiến thức nền tảng nhất định về lĩnh vực Trí tuệ nhân tạo khi muốn áp dụng vào nghiên cứu hay ứng dụng trong thiết kế công trình thủy. Trong khi đó, cách tiếp cận theo phương pháp hồi quy truyền thống như: thành lập các công thức, bảng biểu và đồ thị có ưu điểm hơn về tính trực quan giúp các kỹ sư thiết kế thành lập các bản tính toán tự động khi thay đổi các thông số thiết kế yêu cầu.

Tài liệu tham khảo

[1]. Nguyễn Văn Cung, Nguyễn Xuân Đặng, Ngô Trí Viêng, *Công trình tháo lũ trong đầu mối hệ thống thủy lợi*. Nhà xuất bản Xây dựng, 2005.

[2]. S. Ead and N. Rajaratnam, "Hydraulic jumps on corrugated beds," *Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 128, no. 7, pp. 656-663, 2002. Doi: 10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:7(656).

[3]. F. Izadjoo and M. Shafai-Bejestan, "Corrugated bed hydraulic jump stilling basin," *Journal of Apply Sciences*, pp. 1164-1169, 2007. Doi: 10.3923/jas.2007.1164.1169.

[4]. A. Abbaspour, A. H. Dalir, D. Farsadizadeh, and A. Sadraddini, "Effect of sinusoidal corrugated bed on hydraulic jump characteristics," *Journal of Hydro-environment Research*, vol. 3, no. 2, pp. 109-117, 2009. Doi: 10.1016/j.jher.2009.05.003.

[5]. H. Samadi-Boroujeni, M. Ghazali, B. Gorbani, and R. F. Nafchi, "Effect of triangular corrugated beds on the hydraulic jump characteristics," *Canadian Journal of Civil Engineering*, vol. 40, no. 9, pp. 841-847, 2013.

[6]. E. Elnikhely, "Effect of staggered roughness elements on flow characteristics in rectangular channel," *Int. J. Res. Eng. Technol*, vol. 23, pp. 359-370, 2014.

[7]. S. A. Jalil, S. A. Sarhan, and S. M. Ali, "Characteristics of hydraulic jump on a striped channel Bed," *Journal of Duhok University*, pp. 654-661, 2017. Doi: 10.26682/sjuod.2017.20.1.57.

[8]. A. Ghaderi, M. Dasineh, F. Aristodemo, and A. Ghahramanzadeh, "Characteristics of free and submerged hydraulic jumps over different macroroughnesses," *Journal of Hydroinformatics*, vol. 22, no. 6, pp. 1554-1572, 2020. Doi: 10.2166/hydro.2020.298.

[9]. S. Nikmehr and Y. Aminpour, "Numerical Simulation of Hydraulic Jump over Rough Beds," *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, vol. 64, no. 2, pp. 396-407, 2020. Doi: 10.3311/ppci.15292.

[10]. T. C. Ty, Z. J. Min, and T. C. Trieu, "Influence of Right Triangular Prism Rough Beds on Hydraulic Jumps," *Applied Sciences*, 2024. Doi: <https://doi.org/10.3390/app14020594>.

- [11]. Vũ Văn Tuấn, "Lựa chọn cấu trúc mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) dự báo chỉ số nén của đất," *Địa kỹ thuật-Trắc địa*, vol. Số 3, pp. 67-74, 3/2020.
- [12]. Nguyễn Quốc Long, "Đánh giá khả năng ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự báo lún bề mặt mỏ do khai thác hầm lò," *Khoa học kỹ thuật Mỏ - Địa chất*, vol. 55, 2016.
- [13]. Lê Trọng Nghĩa và nnk, "Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự báo công suất phát của nhà máy nhiệt điện," *Khoa học và Công nghệ Đại học Đà Nẵng*, vol. 17, 2019.
- [14]. Tạ Quốc Dũng và nnk, "Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) trong dự báo độ rỗng," *Dầu Khí*, vol. 7, 2019.
- [15]. Trần Cảnh Dương, "Nghiên cứu, ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo để dự báo, chỉnh biên tài liệu mực nước sông không bị ảnh hưởng bởi thủy triều," *Khoa học Tài nguyên và Môi trường*, vol. 36, 2021.
- [16]. Hồ Việt Hùng, "Thiết lập mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) tính toán độ sâu sau nước nhảy trong kênh lắng trụ mặt cắt chữ nhật," *Khoa học công nghệ thủy lợi*, vol. 75, 2022.
- [17]. M. H. Omid, M. Esmaeeli Varaki, M. Omid, "Modelling hydraulic jumps with artificial neural networks," *Water Management* 158, vol. WM2, 2005.
- [18]. Houichi, Larbi, et al, "An evaluation of ANN methods for estimating the lengths of hydraulic jump in U-shaped channel," *Journal of Hydroinformatics*, vol. 15.1, 2013.
- [19]. M. F. Sauda, "Prediction of hydraulic jump length downstream of multi-vent regulators using Artificial Neural Networks," *Ain Shams Engineering Journal*, 2016.