

XÁC ĐỊNH ĐỘ SÂU LIÊN HỢP, CHIỀU DÀI NƯỚC NHẢY VÀ ỨNG SUẤT ĐÁY ĐỐI VỚI NƯỚC NHẢY TRÊN NỀN NHÁM LĂNG TRỤ CHỮ NHẬT BẰNG MÔ HÌNH MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO

DETERMINATION OF CONJUGATE DEPTH, HYDRAULIC JUMP LENGTH, AND BED SHEAR STRESS IN HYDRAULIC JUMP OVER ROUGH RECTANGULAR PRISMATIC BEDS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

TRẦN CÔNG TRIỆU, TRỊNH CÔNG TÝ*

Khoa Xây dựng Công trình thủy, Trường Đại học Xây dựng Hà Nội

Email liên hệ: tytc@huce.edu.vn

DOI: <https://doi.org/10.65154/jmst.2025.i84.877>

Tóm tắt

Nước nhảy là hiện tượng thủy lực quan trọng giúp tiêu tán năng lượng dư thừa của dòng chảy lũ tại hạ lưu công trình tháo. Gần đây, nhiều nghiên cứu đã tập trung vào nâng cao hiệu quả tiêu năng bằng các giải pháp như: Gia tăng độ nhám đáy, thay đổi độ dốc đáy kênh, ... Tuy nhiên phần lớn các nghiên cứu chủ yếu dựa trên mô hình vật lý với số lượng thí nghiệm hạn chế hay mô hình toán. Trong bối cảnh đó, sự phát triển mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo (AI) đã mở ra hướng tiếp cận mới trong lĩnh vực thủy lực, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) với thuật toán lan truyền ngược cho phép mô phỏng phi tuyến và dự báo chính xác vấn đề phức tạp. Nghiên cứu này đã xây dựng mô hình ANN ba lớp (đầu vào, ẩn, đầu ra) để dự báo độ sâu liên hợp nước nhảy (y_2/y_1), chiều dài nước nhảy (L_j/y_1) và ứng suất tiếp đáy nhám (ϵ). Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình dự báo đạt độ chính xác cao với hệ số tương quan $R^2 > 0,92$. Trong đó, tỉ số y_2/y_1 và ϵ tối ưu khi sử dụng 8 và 10 nơ-ron lớp ẩn (R^2 lần lượt là 0,994 và 0,984), còn tỉ số L_j/y_1 cần tới 18 nơ-ron để đạt $R^2 = 0,92$. So với phương pháp hồi quy truyền thống, ANN thể hiện khả năng dự báo vượt trội và ổn định hơn, khẳng định tiềm năng ứng dụng trong tối ưu hóa thiết kế bề tiêu năng dưới điều kiện dòng chảy lũ và địa hình hạ lưu phức tạp.

Từ khóa: Nước nhảy, mạng nơ-ron nhân tạo, thuật toán lan truyền ngược, độ sâu liên hợp nước nhảy, chiều dài nước nhảy, ứng suất tiếp đáy.

Abstract

Hydraulic jumps are an important hydraulic phenomenon that dissipates excess energy of flood

flows downstream of spillways. In recent years, many studies have focused on improving energy dissipation efficiency through solutions such as increasing bed roughness or adjusting the channel slope, ... However, most of these studies have relied primarily on physical models with limited experimental data or on numerical models. In this context, the rapid development of artificial intelligence has introduced a novel approach in the hydraulic research field, where artificial neural networks (ANN) with backpropagation algorithms enable nonlinear simulation and accurate prediction of complex hydraulic behaviors. This study develops a three-layer ANN model (input, hidden, output) to predict the conjugate depth (y_2/y_1), jump length (L_j/y_1), and bed shear stress (ϵ) over roughened beds. The results indicate that the ANN model achieves high predictive accuracy with correlation coefficients $R^2 > 0,92$. Specifically, the optimal predictions of y_2/y_1 and ϵ were obtained using 8 and 10 hidden neurons, with R^2 values of 0,994 and 0,984, respectively, while accurate prediction of jump length (L_j/y_1) required 18 hidden neurons with $R^2 = 0,92$. Compared with traditional regression methods, the ANN demonstrates superior and more robust forecasting capability, highlighting its potential application in optimizing the design of stilling basins under complex flood flow conditions and downstream topographies.

Keywords: Hydraulic jumps, artificial neural network, backpropagation algorithms, conjugate depth, jump length, bed shear stress.

1. Đặt vấn đề

Nước nhảy giữ một vai trò quan trọng đối với lĩnh vực thủy lực kênh hở hay thiết kế công trình bề tiêu năng, được đặc trưng bởi sự chuyển tiếp đột ngột từ dòng chảy xiết sang dòng chảy êm [1-2]. Từ đó, giúp tiêu tán tốt hơn năng lượng dư thừa của dòng chảy lũ vận tốc cao tại hạ lưu các công trình thoát lũ, đảm bảo an toàn và ổn định cho khu vực hạ lưu hồ chứa. Vì vậy, nước nhảy từ lâu đã hấp dẫn các nhà nghiên cứu, kỹ sư quan tâm và tìm các hướng tiếp cận để hiểu rõ hơn các đặc điểm của nước nhảy và tối ưu hóa sử dụng trong thực tiễn kỹ thuật xây dựng công trình thủy.

Những năm gần đây dưới điều kiện bất lợi dòng chảy lũ tới hồ chứa tăng nhanh (dòng chảy lũ và đỉnh lũ) theo sự biến đổi bất thường của khí hậu không chỉ ở riêng Việt Nam mà còn diễn ra trên toàn cầu [3-4], đặt ra yêu cầu cấp thiết phải tăng được khả năng tháo qua các công trình tháo lũ hiện hữu, điều đó gây áp lực rất lớn lên các công trình tiêu năng đang được vận hành. Từ đó phải tìm các giải pháp mới giúp tăng hiệu quả tiêu năng của nước nhảy, đồng thời phù hợp với điều kiện địa hình chật hẹp, rất hạn chế để mở rộng hay bố trí các phương án công trình khác. Do đó, trong khoảng hơn một thập kỷ gần đây đã có một số công trình nghiên cứu và công bố [5-15] về nâng cao hiệu quả nước nhảy trên các điều kiện biên về lòng dẫn thay đổi như: Bổ sung thêm đáy nhám, thay đổi độ dốc đáy hay thay đổi điều kiện biên dòng chảy đầu vào nước nhảy,... Các nghiên cứu này chủ yếu được thực hiện thông qua mô hình vật lý với các nghiên cứu thực nghiệm, cung cấp những hiểu biết có giá trị về chế độ dòng chảy và hiệu quả tiêu tán năng lượng. Tuy nhiên, mô hình vật lý thường bị hạn chế bởi quy mô, chi phí cao và dữ liệu đo đạc thực nghiệm hạn chế. Song song đó, mô hình toán học và phương pháp hồi quy thực nghiệm đã được sử dụng để thiết lập các phương trình dự đoán cho độ sâu liên hợp, chiều dài nhảy và tổn thất năng lượng [14],... Mặc dù hữu ích, song các phương pháp tiếp cận này thường bị giới hạn bởi điều kiện thực hiện thí nghiệm, cấu hình máy tính chạy mô hình thủy lực,... khi liên quan đến các lớp nền nhám hoặc các điều kiện biên không đối xứng sẽ rất hạn chế, làm tăng cao chi phí xây dựng công trình.

Mặt khác, sự phát triển nhanh chóng của các mô hình trí tuệ nhân tạo (AI) đã mang đến những cơ hội mới cho hoạt động nghiên cứu về lĩnh vực thủy lực. Trong số đó, mạng nơ-ron nhân tạo, đặc biệt là những mạng được huấn luyện bằng thuật toán lan truyền ngược (backpropagation algorithms), đã chứng minh khả năng đáng kể trong việc mô hình hóa các hệ thống

phi tuyến tính, đa biến và phức tạp. Mô hình ANN đã được ứng dụng thành công trong nhiều lĩnh vực, bao gồm thủy văn, vận chuyển trầm tích, dự báo lũ lụt và quản lý tài nguyên nước,... [16, 17]. Khả năng học hỏi từ dữ liệu, nắm bắt các mối quan hệ phức tạp và đưa ra dự đoán chính xác mà không cần các công thức vật lý rõ ràng khiến chúng trở thành một giải pháp thay thế đầy hứa hẹn cho các phương pháp truyền thống trong phân tích đặc trưng thủy lực nước nhảy với điều kiện biên dòng chảy phức tạp.

Một số nghiên cứu trước đây về nước nhảy sử dụng mô hình ANN còn tương đối hạn chế nhưng rất đáng khích lệ [18-21]. Những nỗ lực ban đầu đã chỉ ra rằng các mô hình ANN có thể dự đoán các đặc điểm dòng chảy như độ sâu liên hợp và chiều dài nước nhảy, tổn thất năng lượng với độ chính xác cao hơn so với các mô hình dựa trên hồi quy truyền thống [19]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này thường bị hạn chế về phạm vi áp dụng hoặc sử dụng các tập dữ liệu nhỏ, hạn chế khả năng khái quát hóa của chúng. Hơn nữa, thông số chính như ứng suất cắt đáy, một yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến sự tiêu tán năng lượng và độ ổn định kết cấu công trình tiêu năng lại chưa được quan tâm thỏa đáng trong mô hình hóa ANN.

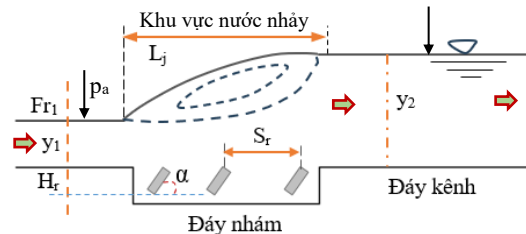
Để giải quyết những tồn tại này, bài báo phát triển một mô hình ANN gồm ba lớp (đầu vào, ẩn, đầu ra) để dự đoán một số đặc trưng thủy lực chính của nước nhảy trên nền nhám gồm các phần tử nhám lăng trụ chữ nhật được bố trí trên mặt đáy kênh [22], bao gồm: Tỷ lệ độ sâu liên hợp (y_2/y_1), tỷ lệ chiều dài nước nhảy (L_j/y_1) và ứng suất tiếp đáy nhám (ε). Mô hình ANN được huấn luyện bằng thuật toán lan truyền ngược, thuật toán này điều chỉnh trọng số mạng theo từng bước lặp để giảm thiểu lỗi dự đoán và cải thiện khả năng khái quát hóa. Độ chính xác của mô hình dự đoán được đánh giá theo hệ số xác định (R^2), sai số bình phương trung bình (MSE) và so sánh với mô hình hồi quy truyền thống.

Kết quả nghiên cứu minh chứng mô hình ANN đề xuất cho các giá trị dự đoán đạt độ chính xác cao một cách ổn định, với giá trị R^2 vượt quá 0,92 trong tất cả các trường hợp. So với các mô hình dựa trên hồi quy truyền thống, kết quả dự đoán của ANN mạnh mẽ hơn, chính xác hơn và có khả năng mô hình hóa tính chất phi tuyến tính, đa biến và phức tạp nước nhảy đối với nền nhám. Ngoài ra, mô hình ANN được đề xuất cung cấp một công cụ đáng tin cậy để tối ưu hóa thiết kế các bề tiêu năng trong điều kiện dòng chảy lũ phức tạp và địa hình hạ lưu hạn chế. Điều này không chỉ cải thiện hiệu quả tiêu tán năng lượng mà còn tăng cường tính an toàn và khả năng phục hồi của các công trình thủy lực.

2. Nội dung và phương pháp nghiên cứu

2.1. Chuẩn bị dữ liệu đầu vào mô hình mạng nơ-ron nhân tạo

Dựa trên kết quả công bố về nghiên cứu số và ảnh hưởng của các nền đáy nhám lăng trụ chữ nhật đối với đặc trưng nước nhảy ổn định, tự do (nước nhảy hoàn chỉnh) của nhóm tác giả T. C. Tỷ và T. C. Triệu [22], nghiên cứu này kế thừa 280 bộ dữ liệu với điều kiện biên dòng chảy xiết tính toán (v_1 thay đổi từ 1,5 cm đến 3,0 cm tương ứng với các cấp giá trị lưu lượng đơn vị q từ 0,0276 đến 0,1533 m^2s^{-1}) cũng như các kết quả tính toán thủy lực thu được từ mô hình số. Các đặc trưng nước nhảy, mô hình hiện tượng nước nhảy trên đáy nhám nghiên cứu được thể hiện trên Hình 1 và Bảng 1. Những bộ thông số đầu vào và kết quả đầu ra từ mô hình số của nghiên cứu [22], được sử dụng để dự báo các đặc trưng nước nhảy.



Hình 1. Sơ đồ mô phỏng nước nhảy trên nền nhám [22]

Bảng 1. Các đặc điểm hình học đáy nhám, dòng chảy xiết đầu kênh và đặc trưng nước nhảy [22]

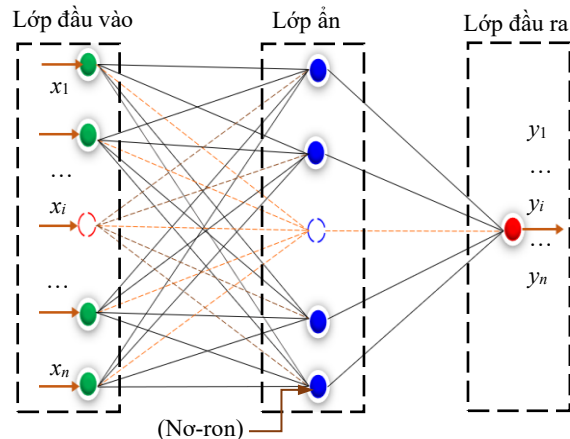
Mô hình	Fr_1 (-)	H_r (cm)	S_r (cm)	α (độ)	y_2 (cm)	L_j (m)
1÷80 (R_I)		2,0	5,0 8,0	30° 120°	0,10 ÷ 0,31	0,35 ÷ 1,25
81÷160 (R_II)	5,65	2,0	5,0 8,0	45° 135°	0,1 ÷ 0,31	0,36 ÷ 1,10
161÷240 (R_III)	÷ 9,0	2,0	5,0 8,0	60° 150°	0,09 ÷ 0,31	0,38 ÷ 1,18
240÷280 (R_IV)		2,0	5,0 8,0	90°	0,10 ÷ 0,33	0,36 ÷ 1,30

Trong đó: H_r là độ sâu mô nhám so với bề mặt kênh, S_r , α lần lượt là khoảng cách giữa các mô nhám và góc nghiêng mô nhám với phương ngang.

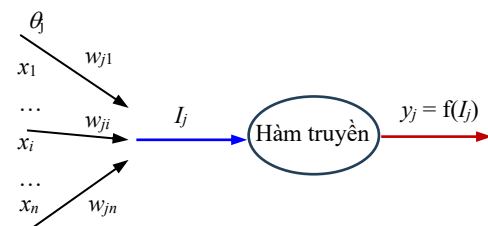
2.2. Cấu trúc và nguyên lý hoạt động của mạng nơ-ron nhân tạo

Mạng nơ-ron nhân tạo là một mô hình toán học được triển khai dưới dạng thuật toán giúp máy tính học từ dữ liệu cung cấp và đưa ra các kết quả dự đoán

theo yêu cầu dựa trên cách thức mô phỏng hoạt động của bộ não con người. Cấu trúc một mô hình ANN thông thường bao gồm ba lớp cơ bản, mỗi lớp đảm nhận một vai trò quan trọng khác nhau trong quá trình xử lý và học tập của mạng: Lớp đầu vào có nhiệm vụ nhận các dữ liệu từ bên ngoài, sau đó truyền qua các lớp ẩn để xử lý, tiếp đến là lớp đầu ra sẽ đưa ra kết quả dự đoán dựa trên những gì đã học và yêu cầu của bài toán (xem Hình 2a).



a) Cấu trúc cơ sở của một mạng nơ-ron nhân tạo truyền thẳng [19]



b) Nguyên lý hoạt động mạng ANN [19]

Hình 2. Cấu trúc và cách thức hoạt động của mô hình ANN

Nguyên lý hoạt động của mô hình ANN chủ yếu dựa vào hai quá trình đó là truyền dữ liệu theo chiều tiến (forward propagation) và lan truyền ngược (backpropagation) để điều chỉnh trọng số (w_{ji}). Lớp đầu vào nhận các dữ liệu ($x_1, \dots, x_n$) và xử lý, sau đó nhân các giá trị x_i này với các trọng số (w_{ji}), các giá trị mới này được cộng lại với nhau và một độ lệch (θ_j) được thêm vào để tạo thành giá trị tổng đầu vào I_j , tiếp theo mô hình sẽ thông qua hàm truyền (sigmoid, ReLU,...) có vai trò quan trọng trong việc đưa tính phi tuyến vào hệ thống giúp mạng nơ-ron học và nhận diện các dữ liệu phức tạp hơn, sau đó tính toán các tham số y_j của nơ-ron.

Sau khi quá trình truyền dữ liệu theo chiều tiến kết thúc, mạng sẽ đánh giá độ chính xác của kết quả bằng

hàm mất mát (loss function - thể hiện độ lệch giữa kết quả thực tế và dự đoán), tính toán gradient tìm ra hướng thay đổi các trọng số và độ lệch để giảm giá trị hàm mất mát, sau đó các trọng số w_{ji} và độ lệch θ_j sẽ được cập nhật lặp đi lặp lại qua nhiều vòng trên toàn bộ tập dữ liệu. Mỗi vòng lặp, hàm mất mát sẽ giảm dần và kết quả dự đoán tại lớp đầu ra của mô hình ANN ngày càng chính xác hơn.

Một mô hình ANN có thể sử dụng các phương pháp học khác nhau để cải thiện khả năng dự đoán chính xác kết quả thông qua quá trình huấn luyện mạng: phương pháp học có giám sát, không có giám sát hay học tăng cường. Từ kết quả nghiên cứu của tác giả T. C. Tỷ và nnk [19], phương pháp học có giám sát phù hợp đối với bài toán dự báo các đặc trưng nước nhảy ổn định, tự do trên nền đáy nhám. Đối với bài toán nước nhảy trên nền nhám lắng trụ chữ nhật [22], chúng ta đã có các bộ dữ liệu (x_i, y_i) từ kết quả của mô hình số. Vì vậy, cần thực hiện nghiên cứu xác định các trọng số, độ lệch và các giá trị đầu ra mới trên dữ liệu đã biết trước, đồng thời đánh giá độ chính xác kết quả dự đoán, làm cơ sở việc tối ưu các tham số thiết kế,...

Kết quả dự đoán đảm bảo độ chính xác đạt yêu cầu khi chỉ số đánh giá sai số: Sai số bình phương trung bình (MSE) có giá trị nhỏ và hệ số xác định (R^2) có giá trị bằng 1,0 hay càng gần giá trị 1,0 càng tốt. Các chỉ số này được xác định bởi các biểu thức (1), (2).

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

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

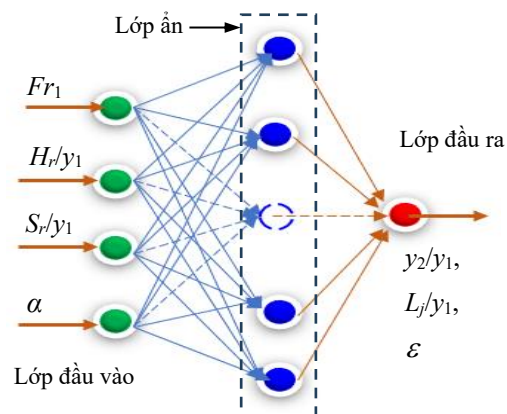
Trong đó, y_{pi}, y_i lần lượt là giá trị kết quả dự đoán của mô hình ANN, giá trị thực thứ i ; $\bar{y}$ là trung bình giá trị thực; n là số bộ dữ liệu nghiên cứu, $n = 280$.

2.3. Thiết lập mô hình ANN cho bài toán nghiên cứu

Để xây dựng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo phù hợp với vấn đề nghiên cứu, chúng ta cần thực hiện các bước sau: Một là chọn các thông số ban đầu tại lớp đầu vào phù hợp với bài toán và tham số dự đoán tại lớp đầu ra theo yêu cầu; (2) thiết lập cấu trúc mạng nơ-ron và lựa chọn các thuật toán.

Từ kết quả nghiên cứu của nhóm tác giả T. C. Tỷ và nnk [19] cho thấy mô hình ANN có cấu trúc 3 lớp bao gồm: Lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra cho dự

báo khá tốt một số đặc trưng nước nhảy trên nền nhám, do đó nghiên cứu này lựa chọn mạng ANN với cấu trúc mô hình như trên và hoạt động theo nguyên lý mạng thẳng lan truyền ngược (Feed-forward backprop), mô tả chi tiết mô hình như sau: lớp đầu vào bao gồm các đặc điểm của dòng chảy xiết đầu kênh và đặc trưng hình học của nền nhám ($Fr_1, H_r/y_1, S_r/y_1, \alpha$) như kết quả nghiên cứu [22] đã đưa ra; tiếp theo là lớp ẩn với số lượng nơ-ron thay đổi từ 1 đến 20 tùy chỉnh theo các kịch bản nghiên cứu; lớp đầu ra là kết quả dự đoán của độ sâu liên hợp sau nước nhảy (y_2/y_1), chiều dài nước nhảy (L_j/y_1) hay ứng suất đáy nền nhám (ε) được thể hiện như Hình 3. Dựa trên kinh nghiệm ứng dụng về mô hình học máy của nhóm nghiên cứu và kết quả nghiên cứu [19], bài báo sử dụng hàm truyền Sigmoid có ưu điểm hơn so với một số hàm kích hoạt khác, đồng thời lựa chọn cách phân chia ngẫu nhiên 280 tập dữ liệu (x_i, y_i) [22] cho quá trình huấn luyện mô hình ANN thành 3 nhóm với các tỷ lệ tương ứng: nhóm dữ liệu sử dụng trong quá trình huấn luyện mô hình chiếm tỷ lệ 70%, còn lại 30% chia đều cho hai nhóm dữ liệu đào tạo và hiệu chỉnh, kiểm định mô hình.



Hình 3. Thiết lập cấu trúc mô hình ANN cho vấn đề nghiên cứu

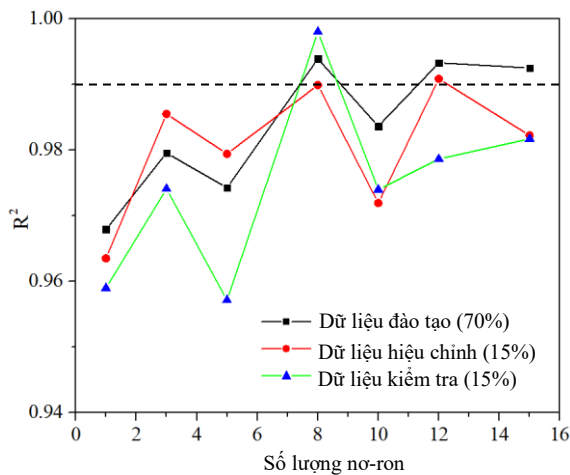
3. Kết quả và thảo luận

3.1. Dự đoán độ sâu liên hợp nước nhảy (y_2/y_1)

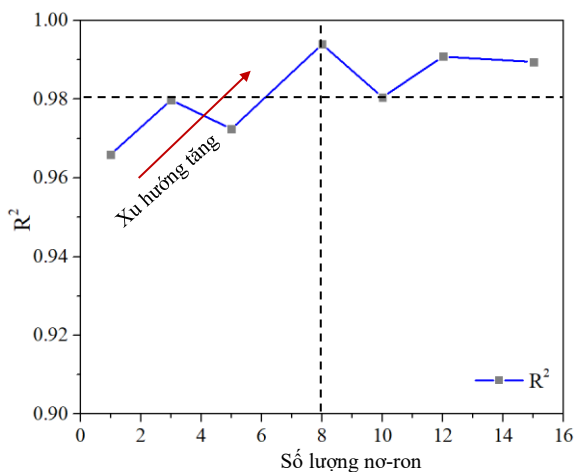
Để lựa chọn số lượng nơ-ron cần thiết trong lớp ẩn cho kết quả dự đoán tỷ số y_2/y_1 đạt độ chính xác cao, nghiên cứu đã xây dựng 7 kịch bản tính toán với số nơ-ron được sử dụng trong lớp ẩn lần lượt là 1, 3, 5, 8, 10, 12 và 15. Hình 4 cho thấy kết quả dự báo trong các tập dữ liệu đào tạo, hiệu chỉnh và kiểm tra với các kịch bản đều cho hệ số tương quan rất cao từ 0,96 đến hơn 0,99, xu hướng ổn định với số nơ-ron lớn hơn 8.

Độ chính xác cho kết quả dự đoán tỷ số y_2/y_1 thông qua hệ số tương quan R^2 và sai số MSE với bộ 280 thông số đầu vào từ mô hình CFD [22] được thể hiện

chi tiết trên Hình 5 và 6. Về tổng thể thì mô hình ANN với 1 lớp ẩn và 1 nơ-ron đã cho dự báo tỷ số y_2/y_1 khá cao $R^2 = 0,966$. Khi tăng số nơ-ron lớp ẩn lên thì mức độ chính xác của kết quả dự đoán chiều sâu liên hợp sau nước nhảy cũng tăng nhẹ (khoảng 3%) đồng thời sai số MSE có xu hướng giảm rõ rệt, với số nơ-ron lớn hơn 8 thì mức gia tăng độ chính xác của kết quả dự đoán gần như không đáng kể, điều này cũng được phản ánh qua giá trị của MSE biến động rất nhỏ (xem Hình 6).



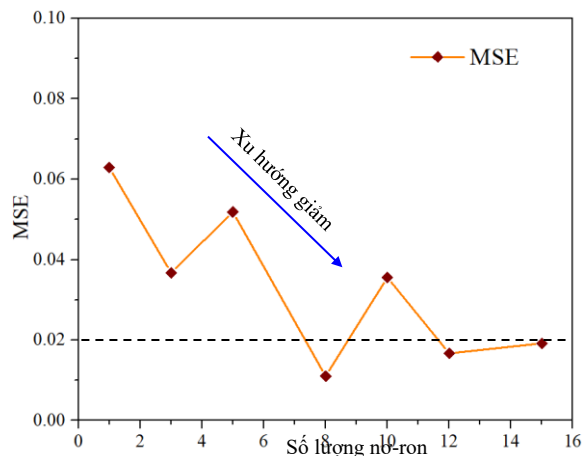
Hình 4. Mối liên hệ giữa số lượng nơ-ron và hệ số R^2



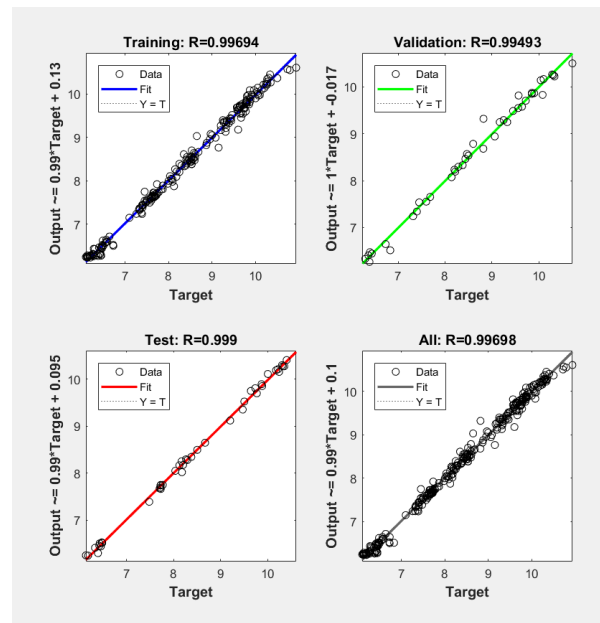
Hình 5. Sự thay đổi của R^2 so với số nơ-ron ở lớp ẩn cho toàn bộ tập dữ liệu

Hình 5 và 6 cũng chỉ ra, với trường hợp 8 nơ-ron trong lớp ẩn cho kết quả dự báo tỷ số y_2/y_1 chính xác nhất với $R^2 = 0,994$ xấp xỉ gần bằng 1,0 và sai số $MSE = 0,011$ rất nhỏ. Kết quả dự báo độ sâu liên hợp sau nước nhảy với các tập dữ liệu phân ngẫu nhiên được thể hiện trên Hình 7. Các tập dữ liệu đào tạo (Training), hiệu chỉnh (Validation), kiểm tra (Test) và bộ dữ liệu tổng thể (All data) đều cho hệ số tương quan R trong dự báo tỷ số y_2/y_1 rất cao, lớn hơn 0,995. Điều này

càng củng cố sự phù hợp của mô hình ANN với dự đoán đặc trưng về nước nhảy.



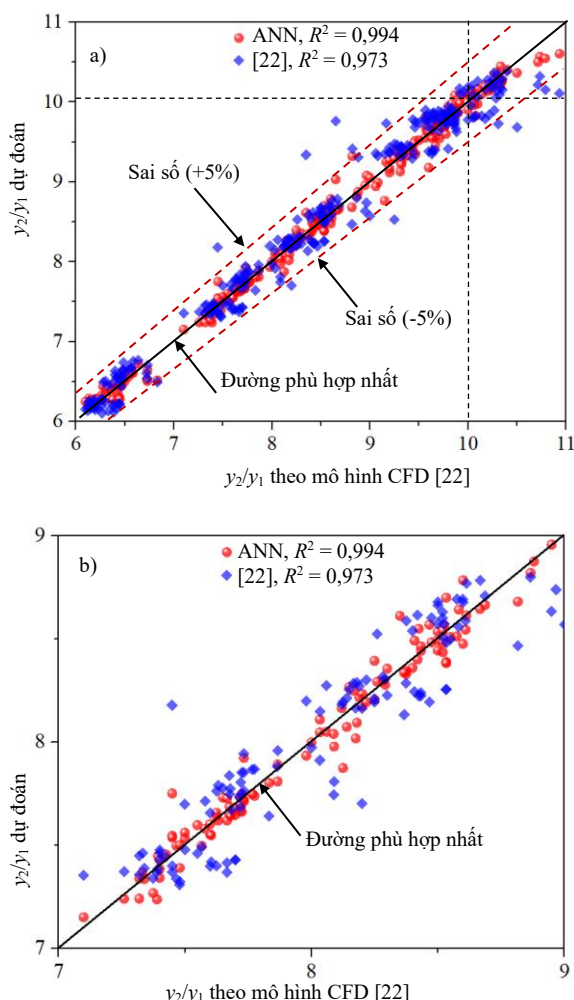
Hình 6. Biến đổi của sai số MSE với số nơ-ron lớp ẩn



Hình 7. Kết quả dự đoán y_2/y_1 với mô hình ANN cho 8 nơ-ron ở lớp ẩn

Kết quả dự báo tỷ số y_2/y_1 với 8 nơ-ron lớp ẩn từ mô hình ANN được sử dụng để so sánh, đánh giá với kết quả dự báo từ phương pháp hồi quy truyền thống (Multiple linear regression - MLR) như tài liệu [22] đã công bố. Hình 8a thể hiện mức độ tập trung hay phân tán của các kết quả dự báo với kết quả tính toán tỷ số y_2/y_1 từ mô hình CFD [22]. Mặc dù, hệ số R^2 của hai phương pháp dự báo có độ chênh lệch không đáng kể khoảng 2%. Tuy nhiên, mức độ phân tán của các kết quả dự đoán với mô hình CFD có sự khác biệt khá rõ. Từ Hình 8a, chúng ta có thể quan sát thấy rõ ràng, các kết quả dự báo thông qua mô hình ANN (các điểm tròn màu đen) khá tập trung và bám rất gần đường phù

hợp nhất với kết quả từ CFD, trong khi đó các điểm hình thoi màu xanh lại có nhiều điểm phân tán ra xa đường phù hợp nhất hơn. Điều này còn được thể hiện rõ ràng hơn ở Hình 8b khi chúng ta tăng tỷ lệ thể hiện của giá trị y_2/y_1 trong khoảng từ 7 đến 9.



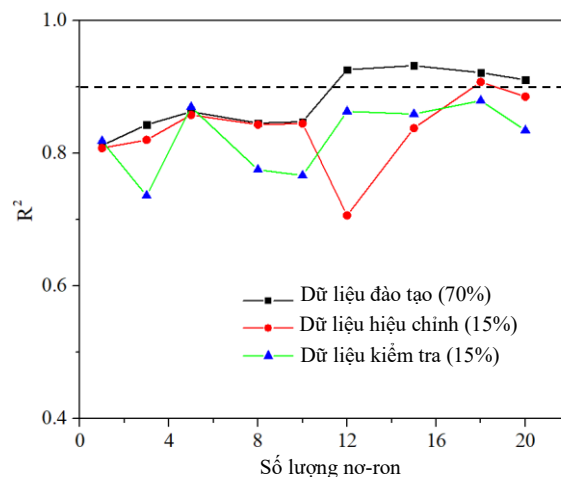
Hình 8. Kết quả dự đoán y_2/y_1 với mô hình ANN, phương pháp CFD và Mô hình hồi quy

3.2. Dự đoán chiều dài nước nhảy (L_j/y_1)

Chiều dài nước nhảy L_j/y_1 là một đặc trưng thủy lực quan trọng của bài toán nước nhảy, kể cả trường hợp nước nhảy truyền thống (nước nhảy trên đáy nhẵn) hay nước nhảy trên các nền nhám được nghiên cứu gần đây đều được xác định thông qua hồi quy thực nghiệm hay mô hình trí tuệ nhân tạo.

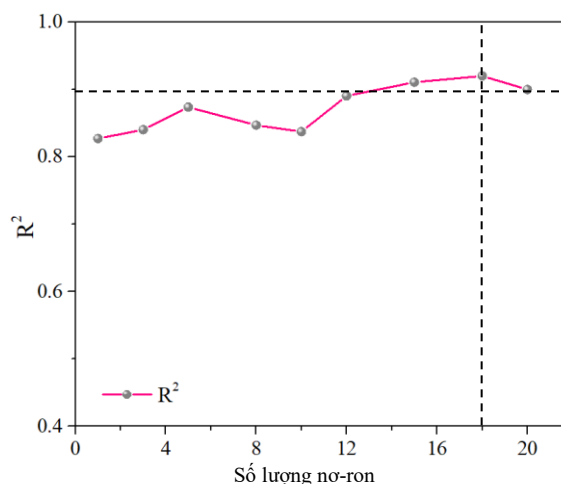
Kế thừa kết quả lựa chọn số nơ-ron trong lớp ẩn của nhóm tác giả T. C. Tỷ và nnk [19] và mở rộng hơn số nơ-ron bao gồm các trường hợp nghiên cứu lần lượt là 1, 3, 5, 8, 10, 12, 15, 18 và 20. Từ Hình 9, nhận thấy với số nơ-ron nhỏ hơn 10 độ chính xác của các kết quả dự báo với các tập dữ liệu được chia ngẫu nhiên có R^2

nhỏ hơn 0,9 ngược lại độ chính xác kết quả dự báo với tập dữ liệu đào tạo R^2 cao hơn 0,9 và kết quả với tập dữ liệu hiệu chỉnh và kiểm tra ổn định hơn và gần như ít có sự thay đổi.



Hình 9. Mối liên hệ giữa số lượng nơ-ron và hệ số R^2

Tài liệu [19] đã chỉ ra với 5 nơ-ron ở lớp ẩn đã cho kết quả dự báo tỷ lệ L_j/y_1 đạt hệ số $R^2 = 0,904$. Trong khi đó, với nghiên cứu này thì số nơ-ron phải từ 12 trở lên, còn dưới 12 nơ-ron thì kết quả dự báo chiều dài nước nhảy có R^2 trong khoảng từ 0,8 đến 0,9 vẫn chênh lệch một khoảng so với giá trị $R^2 = 1,0$. Với 18 nơ-ron trong lớp ẩn cho kết quả dự báo L_j/y_1 đạt hệ số R^2 cao nhất 0,920 như Hình 10.

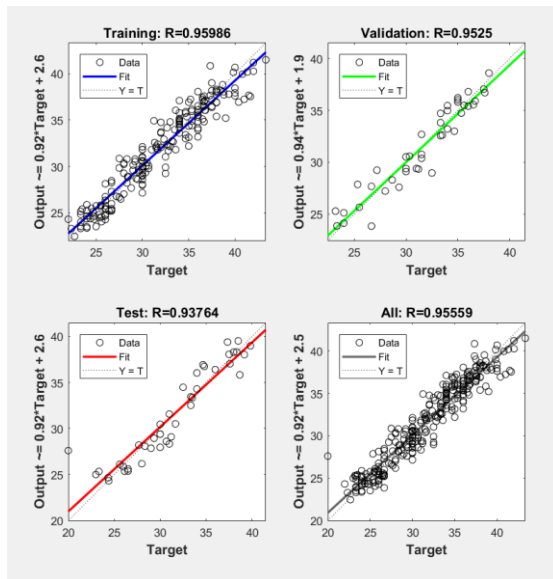


Hình 10. Sự thay đổi của R^2 so với số nơ-ron ở lớp ẩn cho toàn bộ tập dữ liệu

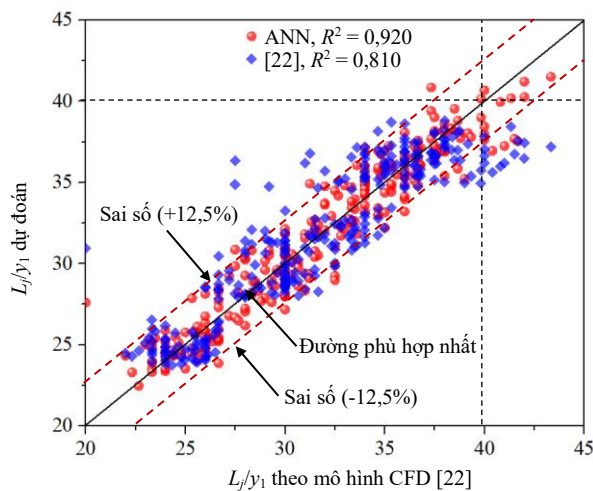
Hình 11, trình bày các kết quả dự báo tỷ lệ L_j/y_1 với các hệ số tương quan R cho các dự liệu huấn luyện mô hình ANN và toàn bộ dữ liệu. Nhìn chung các hệ số tương quan R đều lớn hơn 0,94.

Bài báo sử dụng kết quả dự đoán bởi mô hình ANN với 18 nơ-ron lớp ẩn để so sánh với kết quả từ mô hình MLR theo [22]. Hình 12, cho thấy sự hạn chế của mô

hình MLP khi biến dự báo có các mối quan hệ phức tạp, tính quy luật không rõ ràng.



Hình 11. Kết quả dự đoán L_j/y_1 với mô hình ANN cho 18 nơ-ron ở lớp ẩn



Hình 12. Kết quả dự đoán L_j/y_1 với mô hình ANN, phương pháp CFD và Mô hình hồi quy

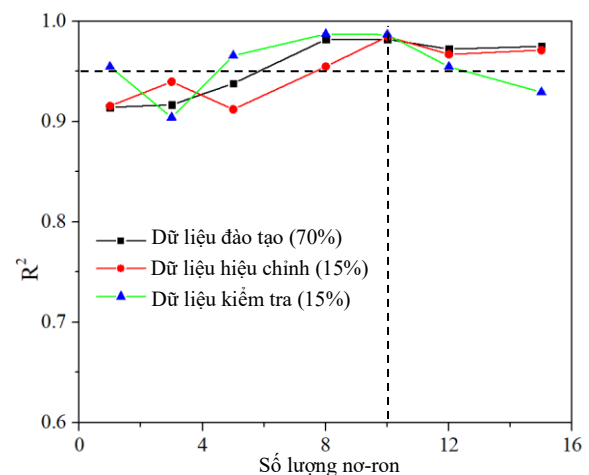
Mô hình MLR chỉ đạt được hệ số tương quan $R^2 = 0,81$ trong khi đó theo ANN thì $R^2 = 0,92$ (chênh lệch 13,58%). Điều này được thể hiện khi các điểm dự đoán bởi mô hình ANN (điểm màu đỏ) phân bố tương đối đều và gần với đường phù hợp nhất, còn kết quả theo MLR thì có mức độ phân tán hơn và tập trung tại một số cụm giá trị L_j/y_1 bằng 25, 30 và 36. Như vậy, mô hình ANN cho kết quả dự đặc trưng chiều dài nước nhảy trên đáy nhám tốt hơn.

3.3. Dự đoán ứng suất tiếp đáy nhám (ε)

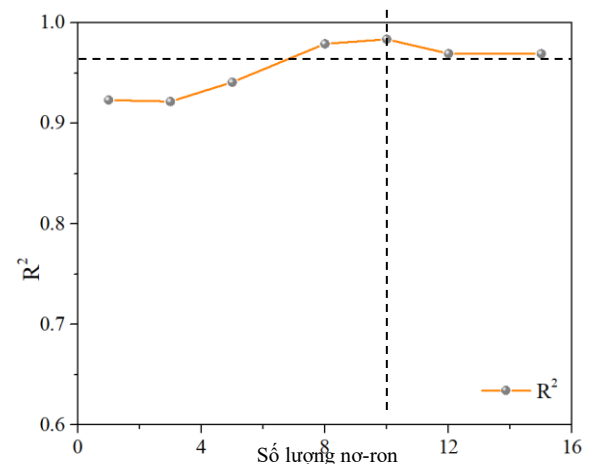
Việc bố trí các mố nhám tại mặt đáy kênh làm gia

tăng ứng suất tiếp đáy nhám, gây ra sự thay đổi trường dòng chảy ở khu vực đáy kênh từ đó tăng cường dòng rối và làm tăng tổn thất năng lượng trong khu vực nước nhảy. Do đó, việc đánh giá, xác định chính xác độ lớn của ε là rất cần thiết. Để đánh giá mức độ dự báo chính xác kết quả ε , nghiên cứu này lần lượt thử nghiệm với các kịch bản số nơ-ron lớp ẩn lần lượt là 1, 3, 5, 8, 10, 12 và 15.

Kết quả dự báo ε trong quá trình huấn luyện mô hình ANN được thể hiện trên Hình 13. Hình này cho thấy độ chính xác của kết quả dự báo rất cao R^2 đạt trên 0,92. Số nơ-ron lớn hơn 8 thì R^2 đạt tới 0,98. Kết quả dự báo ε cho toàn bộ tập dữ liệu đầu vào và với số lượng nơ-ron khác nhau được thể hiện trên Hình 14. Với số nơ-ron từ 8 trở lên thì kết quả dự đoán đạt độ chính xác cao R^2 đạt tới 0,97 và gần như sự gia tăng số nơ-ron không làm gia tăng độ chính xác, đường thể hiện R^2 gần như nằm ngang. Với 10 nơ-ron ở lớp ẩn cho kết quả dự báo chính xác nhất, $R^2 = 0,984$.

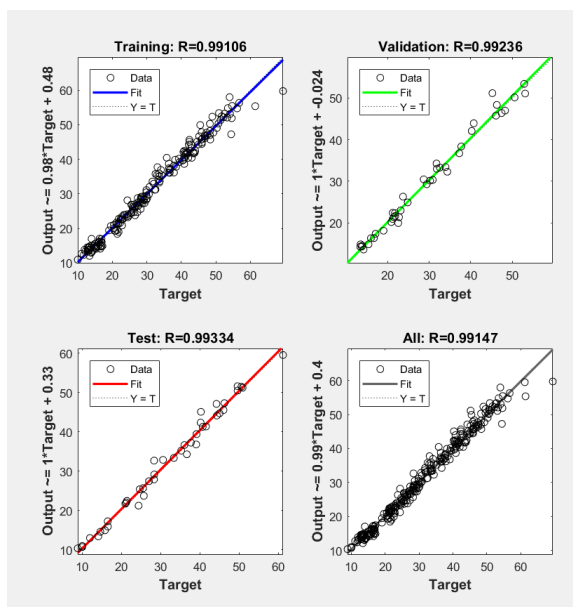


Hình 13. Mối liên hệ giữa số lượng nơ-ron và hệ số R^2



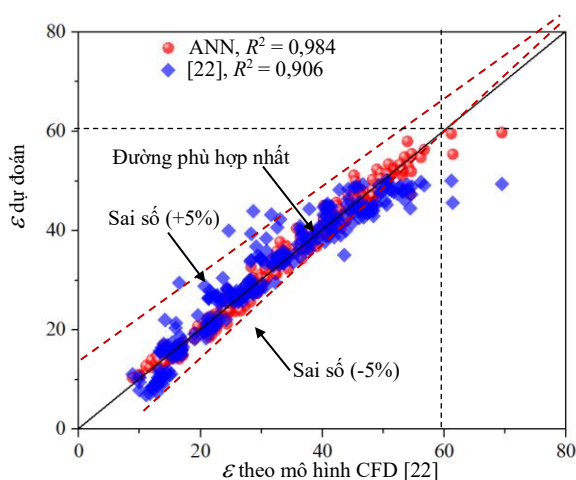
Hình 14. Sự thay đổi của R^2 so với số nơ-ron ở lớp ẩn cho toàn bộ tập dữ liệu

Các kết quả dự báo đối với mô hình ANN có 10 nơ-ron được thể hiện trên Hình 15. Các kết quả từ quá trình huấn luyện mạng tới dự báo toàn bộ dữ liệu đều có hệ số tương quan R rất cao 0,992 cho thấy sự phù hợp của mô hình dự báo ANN với đặc tính nước nhảy.



Hình 15. Kết quả dự đoán ε với mô hình ANN cho 10 nơ-ron ở lớp ẩn

Kết quả mô hình ANN với 10 nơ-ron lớp ẩn dùng để đánh giá với mô hình MLR từ [22]. Hình 16 chỉ ra sự khác biệt rõ hơn về độ chính xác của hai phương pháp với kết quả dự đoán, hệ số R^2 chênh lệch khoảng 8,6%, dẫn đến sự phân bố các điểm dự đoán so với các điểm kết quả thu được từ mô hình CFD [22]. Kết quả từ mô hình MLR (điểm màu xanh) phân tán so với đường phù hợp hơn kết quả từ mô hình ANN (điểm màu đỏ).



Hình 16. Kết quả dự đoán ε với mô hình ANN, phương pháp CFD và Mô hình hồi quy

4. Kết luận

Bài báo đã thiết lập được cấu trúc mô hình mạng ANN với 3 lớp (1 lớp ẩn) phù hợp với đặc điểm dự đoán một số đặc trưng thủy lực của nước nhảy trên đáy nhám ($5,65 \leq Fr_1 \leq 9,0$) đạt độ chính xác cao. Với 8 và 10 nơ-ron ở lớp ẩn, kết quả dự báo cho chiều sâu liên hợp sau nước nhảy y_2/y_1 và ứng suất tiếp đáy nhám ε đạt hệ số tương quan R^2 rất cao lần lượt là 0,994 và 0,984 xấp xỉ bằng 1,0. Trong khi đó, kết quả dự báo chiều dài nước nhảy cần tới 18 nơ-ron lớp ẩn mới đạt được độ chính xác $R^2 = 0,92$. Nghiên cứu cũng chỉ ra tỷ lệ số nơ-ron lớp ẩn so với số tham số đầu vào (điều kiện dòng chảy xiết, đặc điểm hình học của nền nhám) của mô hình từ 2,0 đến 2,5 cho kết quả dự báo tỷ số y_2/y_1 và ε tốt nhất, còn với chiều dài nước nhảy là 4,5 lần.

Kết quả dự báo đặc điểm nước nhảy theo mô hình ANN có độ chính xác cao hơn so với mô hình hồi quy truyền thống, độ chênh là 2,16%, 13,58% và 8,61 tương ứng với kết quả dự báo chiều sâu hạ lưu nước nhảy, chiều dài nước nhảy và ứng suất tiếp đáy. Mặt khác, các điểm dự báo bởi mô hình ANN phân bố rất gần đường phù hợp với kết quả từ mô hình CFD. Ngoài ra, mô hình ANN giúp bổ sung thêm công cụ, cũng như gợi mở hướng tiếp cận mới trong công tác nghiên cứu, thiết kế và tối ưu hóa các thông số công trình bề tiêu năng với sự tham gia của các điều kiện biên phức tạp trong bài toán nước nhảy, nhằm hướng tới giảm chi phí đầu tư xây dựng và gia tăng độ an toàn trong quá trình vận hành công trình thoát lũ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] K. Subramanya (2009). *Flow in open Channels*. Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited.
- [2] Nguyễn Văn Cung, Nguyễn Xuân Đặng, Ngô Trí Viêng (2010). *Công trình tháo lũ trong đầu mối hệ thống thủy lợi*. Nhà xuất bản Xây dựng.
- [3] Phạm Thị Hải Yến và nnk (2025). *Đặc trưng khí hậu Việt Nam*. Tạp chí Khoa học và biến đổi khí hậu, No.34, p.6.
- [4] Nguyễn Thị Minh Hằng và nnk (2020). *Đánh giá ảnh hưởng của biến đổi khí hậu đến an toàn hồ chứa Đá Bàn tỉnh Bình Định*. Tạp chí Khoa học & Công Nghệ Thủy Lợi.
- [5] S. Ead and N. Rajaratnam (2002). *Hydraulic jumps on corrugated beds*. Journal of Hydraulic Engineering, Vol.128, No.7, pp.656-663, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:7(656).

- [6] A. Abbaspour, A. H. Dalir, D. Farsadizadeh, and A. Sadraddini (2009). *Effect of sinusoidal corrugated bed on hydraulic jump characteristics*. Journal of Hydro-environment Research, Vol.3, No.2, pp.109-117.
doi: 10.1016/j.jher.2009.05.003.
- [7] A. Abbaspour, D. Farsadizadeh, A. H. DALIR, and A. A. SADRADDINI (2009). *Numerical study of hydraulic jumps on corrugated beds using turbulence models*. Turkish Journal of Engineering and Environmental Sciences, Vol.33, no.1, pp.61-72.
doi: 10.3906/muh-0901-7.
- [8] M. Beirami and M. Chamani (2010). *Hydraulic jump in sloping channels: roller length and energy loss*. Canadian Journal of Civil Engineering, Vol.37, No.4, pp.535-543.
- [9] I. H. Elsebaie and S. Shabayek (2010). *Formation of hydraulic jumps on corrugated beds*. International Journal of Civil T Environment al Engineering IJCEE-IJENS, Vol.10, No.1, pp.37-47.
- [10] K. Neisi and M. Shafai Bejestan (2013). *Characteristics of S-jump on roughened bed stilling basin*. Journal of Water Sciences Research, Vol.5, No.2, pp.25-34.
- [11] A. Ghaderi, M. Dasineh, F. Aristodemo, and A. Ghahramanzadeh (2020). *Characteristics of free and submerged hydraulic jumps over different macroroughnesses*. Journal of Hydroinformatics, Vol.22, No.6, pp.1554-1572.
doi: 10.2166/hydro.2020.298.
- [12] S. Nikmehr and Y. Aminpour (2020). *Numerical Simulation of Hydraulic Jump over Rough Beds*. Periodica Polytechnica Civil Engineering, Vol. 64, No.2, pp.396-407.
doi: 10.3311/ppci.15292.
- [13] A. Ghaderi, M. Dasineh, F. Aristodemo, and C. Aricò (2021). *Numerical simulations of the flow field of a submerged hydraulic jump over triangular macroroughnesses*. Water, Vol.13, No.5, p.674.
- [14] Tokyay, Nuray Denli (2005). *Effect of channel bed corrugations on hydraulic jumps*. Impacts of Global Climate Change, pp.1-9.
- [15] T. C. Ty, Z. J. Min, T. C. Trieu (2024). *Influence of Right Triangular Prism Rough Beds on Hydraulic Jumps*. Applied Sciences, Vol.14(2), 59p.
doi: <https://doi.org/10.3390/app14020594>.
- [16] C. W. Dawson and R. L. Wilby (2001). *Hydrological modelling using artificial neural networks*. Progress in Physical Geography, Vol.25, No.1.
- [17] Trần Cảnh Dương (2021). *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.
- [18] Hồ Việt Hùng (2022). *Thiết lập mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) tính toán độ sâu sau nước nhảy trong kênh lãng trụ mặt cắt chữ nhật*. Khoa học công nghệ thủy lợi, Vol.75.
- [19] Trịnh Công Tý và nnk (2025). *Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự đoán đặc trưng nước nhảy trên đáy nhám lãng trụ tam giác vuông*. Tạp chí Vật liệu và Xây dựng - Bộ Xây dựng, Vol.15, No.02, pp.155-160.
doi: <https://doi.org/10.54772/jomc.02.2025.888>.
- [20] M. H. Omid, M. Omid, M. Esmaeli Varaki (2005). *Modelling hydraulic jumps with artificial neural networks*. Water Management 158, Vol. WM2.
- [21] N. D. L. Houichi, S. Heddam, B. Achour (2013). *An evaluation of ANN methods for estimating the lengths of hydraulic jump in U-shaped channel*. Journal of Hydroinformatics, Vol.15.1.
- [22] T. C. Ty, T. C. Trieu (2025). *Numerical and analysis effects of rectangular prism rough beds on hydraulic jumps in open channels*. AIP Advances, Vol.15, No.7, p.10.
doi: <https://doi.org/10.1063/5.0267793>.

Ngày nhận bài:	29/08/2025
Ngày nhận bản sửa:	07/10/2025
Ngày duyệt đăng:	17/10/2025