

Dự báo chiều dài nước nhảy, ứng suất đáy và tổn thất năng lượng bằng mô hình học máy cho nước nhảy ổn định, tự do trên nền nhám

Trịnh Công Tý^{1*}

¹Khoa Xây dựng Công trình thủy, Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (HUCE)

TỪ KHOÁ

Mô hình học máy
Nước nhảy
Chiều dài nước nhảy
Ứng suất đáy nhám
Tổn thất năng lượng

TÓM TẮT

Việc xác định hoặc dự đoán các đặc điểm của nước nhảy trên các nền nhám vẫn là một vấn đề phức tạp trong lĩnh vực kỹ thuật thủy lực. Mặc dù, các nghiên cứu mô phỏng số và thực nghiệm gần đây đã nâng cao hiểu biết về hiện tượng này, nhưng vẫn cần một phương pháp dự đoán hiệu quả và chính xác để thiết kế tối ưu các bể tiêu năng trong điều kiện dòng chảy lũ phức tạp. Nghiên cứu này đề xuất một phương pháp tiên tiến để dự đoán các thông số thủy lực chính của nước nhảy tự do và ổn định trên các nền nhám hình lăng trụ tam giác vuông, bao gồm chiều dài nước nhảy (L_j/γ_1), ứng suất đáy (ε) và tổn thất năng lượng ($\Delta E_L/E_1$). Các kỹ thuật học máy, cụ thể là Hồi quy cây quyết định (Fine Tree) và Hồi quy vectơ hỗ trợ (SVR), đã được áp dụng để mô hình hóa các mối quan hệ phi tuyến tính giữa hình dạng nền thô và hành vi dòng chảy xiết đầu kênh. Kết quả nghiên cứu cho thấy các mô hình đạt được độ chính xác dự đoán cao ($R^2 = 0,91 \div 0,99$) với giá trị lỗi *RMSE* thấp, khẳng định khả năng mạnh mẽ của mô hình trong việc dự đoán các hiện tượng thủy lực phức tạp. Những phát hiện này chứng minh rằng trí tuệ nhân tạo (AI) có thể đóng vai trò là giải pháp thay thế đáng tin cậy và tiết kiệm chi phí cho các thí nghiệm mô hình vật lý và mô phỏng số, cung cấp cơ sở khoa học vững chắc để phân tích và tối ưu hóa hiệu suất thủy lực và hiệu quả tiêu tán năng lượng của nước nhảy trên nền nhám trong điều kiện thủy lực phức tạp.

KEYWORDS

Machine Learning Models
Hydraulic Jump
Jump length
Bed shear stress
Energy loss

ABSTRACT

Determining or predicting the characteristics of hydraulic jumps over rough beds remains a complex issue in hydraulic engineering. While recent experimental and numerical simulation studies have enhanced understanding of this phenomenon, an efficient and accurate predictive approach is still required for the optimal design of stilling basins under complex flood flow conditions. This study proposes an advanced method for predicting the main hydraulic parameters of free and stable hydraulic jumps on right triangular prism rough beds, including jump length (L_j/γ_1), bed shear stress (ε), and energy loss ($\Delta E_L/E_1$). Machine learning techniques, namely Decision Tree Regression (Fine Tree) and Support Vector Regression (SVR), were applied to model the nonlinear relationships between rough bed geometry and supercritical flow behaviour. The study results showed the models achieved high predictive accuracy ($R^2 = 0,91 \div 0,99$) with low *RMSE* error values, confirming their strong capability in predicting the complex hydraulic phenomena. The findings demonstrated that artificial intelligence (AI) can serve as a reliable and cost-effective alternative to physical model experiments and numerical simulations, offering a robust scientific basis for analysing and optimising the hydraulic performance and energy dissipation efficiency of hydraulic jumps over rough beds under complex hydraulic conditions.

1. Đặt vấn đề

Bê tiêu năng là một hạng mục công trình thủy công quan trọng trong việc tiêu tán năng lượng dư thừa của dòng chảy lũ tại hạ lưu các công trình tháo nước, bao gồm: đập tràn, cống thoát lũ và công trình tiêu năng trên các tuyến giao thông vùng đồi núi [1]. Quá trình tiêu năng thường được thực hiện thông qua hiện tượng nước nhảy hoàn chỉnh hay nước nhảy ngập, trong đó động năng của dòng chảy xiết được chuyển hóa thành thể năng dòng chảy êm ngay sau khu vực nước nhảy

kèm theo sự tiêu hao năng lượng lớn bởi cấu trúc dòng chảy có sự xáo trộn mạnh mẽ trong khu vực nước nhảy. Việc xác định chính xác các đặc trưng chính của nước nhảy như: độ sâu liên hợp y_2 , chiều dài nước nhảy L_j , ứng suất tiếp đáy ε và tổn thất năng lượng ΔE_L có ảnh hưởng trực tiếp đến quy mô, độ an toàn và hiệu quả kinh tế của công trình tiêu năng [2].

Trong nhiều thập kỷ qua, các nghiên cứu về nước nhảy chủ yếu tập trung trên nền đáy nhẵn. Tuy nhiên, các kết quả gần đây cho thấy việc bố trí nền nhám, bao gồm các phần tử nhám lăng trụ có dạng hình

*Liên hệ tác giả: tytc@huce.edu.vn

Nhận ngày 07/11/2025, sửa xong ngày 18/11/2025, chấp nhận đăng ngày 19/12/2025

Link DOI: <https://doi.org/10.54772/jomc.01.2026.1168>

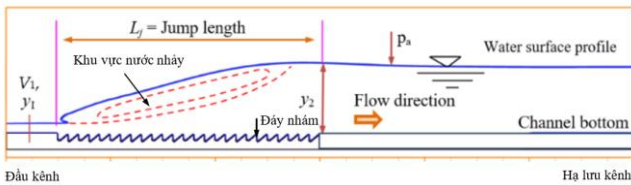
sin, tam giác, chữ nhật, hình thang, ... với điều kiện bố trí đỉnh của phần tử nhám ngang bằng với mật độ đáy kênh có thể cải thiện đáng kể khả năng tiêu tán năng lượng và rút ngắn chiều dài nước nhảy [3-14]. Mặc dù vậy, việc mô tả chính xác tương tác phi tuyến giữa đặc trưng hình học đáy nhám với dòng chảy xiết đầu kênh vẫn còn là một thách thức trong các mô hình nghiên cứu lý thuyết cổ điển về nước nhảy. Do đó, nhiều nghiên cứu gần đây đã sử dụng các phương pháp thực nghiệm [3, 10, 11] hoặc mô phỏng số (CFD) để đánh giá đặc trưng nước nhảy trên nền nhám [8, 14-17]. Tuy nhiên, các phương pháp này thường yêu cầu thời gian tính toán lớn và chi phí thí nghiệm tăng cao, do đó phần nào hạn chế khả năng áp dụng rộng rãi trong thực tế thiết kế công trình tháo nước.

Ngày nay, với sự phát triển mạnh mẽ của cuộc cách mạng công nghệ 4.0 diễn ra trên toàn cầu nói chung cũng như lĩnh vực trí tuệ nhân tạo (AI), mô hình học máy (machine learning - ML) nói riêng đã mở ra hướng tiếp cận mới cho việc giải quyết các bài toán thủy lực phức tạp. Các mô hình như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), rừng ngẫu nhiên (RF) hay máy véc-tơ hỗ trợ (SVR) đã chứng minh khả năng dự đoán phi tuyến mạnh mẽ và đạt độ chính xác cao khi áp dụng cho các hiện tượng nước nhảy trên đáy nhám và đáy nhám [18-20]. Tuy nhiên, các ứng dụng chuyên sâu cho nước nhảy ổn định, tự do trên nền nhám lăng trụ tam giác vuông [13] vẫn còn hạn chế.

Xuất phát từ thực tế đó, nghiên cứu này kế thừa và phát triển các kết quả công bố của T.C. Tý và nnk [13], tập trung ứng dụng các mô hình học máy bao gồm: mô hình hồi quy cây quyết định - RF (Fine Tree) và mô hình hồi quy véc-tơ hỗ trợ (SVR) để dự đoán ba đặc trưng thủy lực chủ yếu của nước nhảy ổn định, tự do trên nền nhám: chiều dài nước nhảy (L_j/y_1), ứng suất đáy (ε) và tổn thất năng lượng ($\Delta E_L/E_1$) vẫn chưa được xem xét kỹ trong các nghiên cứu trước đây. Kết quả nghiên cứu nhằm đánh giá hiệu quả dự báo của các mô hình học máy so với dữ liệu CFD và thí nghiệm, đồng thời đề xuất một hướng tiếp cận khả thi, hỗ trợ giảm chi phí và thời gian thiết kế công trình tiêu năng trong điều kiện dòng chảy lũ thay đổi phức tạp dưới ảnh hưởng của biến đổi khí hậu toàn cầu hiện nay.

2. Dữ liệu và phương pháp nghiên cứu

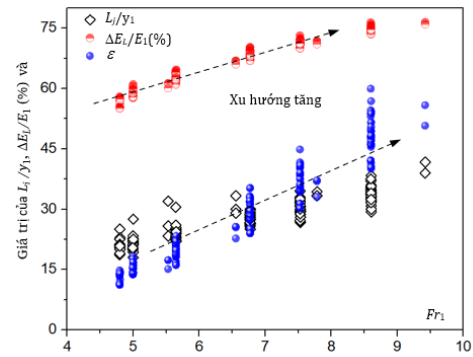
2.1. Dữ liệu cho mô hình học máy



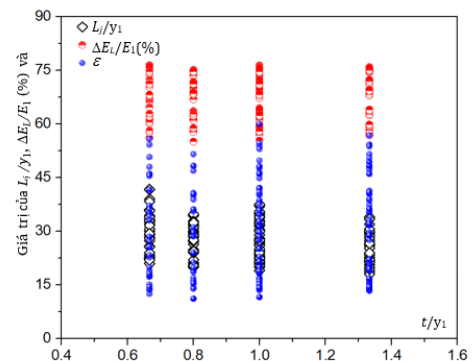
Hình 1. Đặc trưng nước nhảy trên đáy nhám [13].

Bộ dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu này được biên tập và kế thừa từ kết quả nghiên cứu công bố của nhóm tác giả T.C. Tý và nnk [13] về ảnh hưởng của nền nhám lăng trụ tam giác vuông đối với đặc trưng thủy lực nước nhảy ổn định, tự do trên kênh dẫn/ bể tiêu năng,

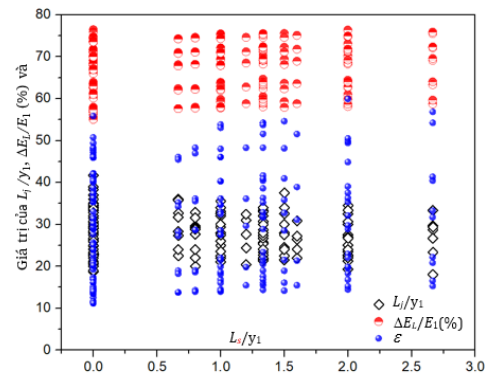
sơ đồ mô phỏng hiện tượng nước nhảy được giới thiệu trên Hình 1. Một số đặc điểm chính về hình học nền nhám và điều kiện dòng chảy xiết đầu kênh [13] được giới hạn như sau: thông số về hình học nền nhám: chiều cao mó nhám $0,67 \leq t/y_1 \leq 1,33$ và khoảng cách giữa các mó nhám theo phương dòng chảy $0,0 \leq L_s/y_1 \leq 4,0$; về dòng chảy xiết: số Froude đầu kênh $4,8 \leq Fr_1 \leq 9,4$, số Reynolds $27,31 \times 10^3 \leq Re_1 \leq 151,80 \times 10^3$. Tổng hợp các kết quả về chiều dài nước nhảy (L_j/y_1), ứng suất đáy (ε), tổn thất năng lượng ($\Delta E_L/E_1$) đối với các tham số về hình học nền nhám và dòng chảy được thể hiện chi tiết trên các Hình 2, 3 và 4.



Hình 2. Giá trị của L_j/y_1 , $\Delta E_L/E_1$ (%) và ε đối với số Fr_1 [13].



Hình 3. Giá trị của L_j/y_1 , $\Delta E_L/E_1$ (%) và ε đối với thông số t/y_1 [13].



Hình 4. Giá trị của L_j/y_1 , $\Delta E_L/E_1$ (%) và ε đối với thông số L_s/y_1 [13].

2.2. Mô hình hồi quy cây quyết định

Mô hình hồi quy cây quyết định (Regression Tree) trong phần mềm Matlab R2023b được phát triển dựa trên thuật toán Classification and Regression Trees - CART do Breiman và nnk [21] đề xuất, nhằm mô hình hóa mối quan hệ phi tuyến giữa biến đầu vào và biến đầu ra liên tục thông qua cấu trúc cây nhị phân. Hàm fitrree được sử dụng để xây dựng cây hồi quy bằng cách đệ quy phân chia không gian dữ liệu thành các vùng con sao cho sai số bình phương trung bình (Mean Squared Error – MSE) được tối thiểu hóa. Mỗi nút lá của cây đại diện cho một giá trị dự đoán được tính từ trung bình của các mẫu trong vùng tương ứng. Mô hình này có ưu điểm là dễ giải thích, không yêu cầu giả định phân phối dữ liệu, và mô hình hóa tốt các mối quan hệ phi tuyến, tuy nhiên có thể dễ bị quá khớp (overfitting) khi cây phát triển quá sâu. Matlab R2023b thiết lập 03 mô hình cây quyết định: Fine Tree, Medium Tree hay Coarse Tree nhằm kiểm soát độ phức tạp của cây, qua đó cân bằng giữa độ chính xác và khả năng tổng quát hóa. Mặt khác, Fine Tree đại diện cho mô hình có độ sâu lớn nhất, cho phép cây phân chia dữ liệu ở mức mịn hơn, giúp tăng độ chính xác các tập dữ liệu có cấu trúc phức tạp nhưng cũng đòi hỏi biện pháp kiểm soát overfitting cần trọng. Vì vậy, trong nghiên cứu này sử dụng mô hình Fine Tree để dự đoán các đặc trưng của nước nhảy.

2.3. Mô hình Máy véc-tơ hỗ trợ hồi quy (Support Vector Regression – SVR)

Máy véc-tơ hỗ trợ hồi quy (Support Vector Regression – SVR) là phần mở rộng của mô hình Máy véc-tơ hỗ trợ (SVM), được sử dụng cho các bài toán ước lượng và dự báo hồi quy. Theo nguyên lý được đề xuất bởi C. Cortes & V. Vapnik [22], SVR tìm kiếm một hàm xấp xỉ tuyến tính trong không gian đặc trưng nhằm mô tả mối quan hệ giữa biến đầu vào và giá trị mục tiêu quan sát, đồng thời tối thiểu hóa rủi ro tổng thể của mô hình. Mô hình tuyến tính tổng quát của SVR được mô tả như sau:

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^n w_i \varphi(x_i) + b \quad (1)$$

trong đó: $\varphi(x_i)$ là hàm phi tuyến chuyển đổi từ không gian đầu vào thành không gian nhiều chiều mới; w , b lần lượt là véc-tơ trọng số và hệ số điều chỉnh (bias).

Thay vì xác định chính xác dạng hàm của φ , chúng ta có thể sử dụng hàm thức hạt nhân (2). Thông thường hàm thức hạt nhân bao gồm hàm tuyến tính (linear), đa thức bậc cao (polynomial), ... Nghiên cứu này sử dụng hàm hạt nhân tuyến tính bởi tính ứng dụng khá phổ biến.

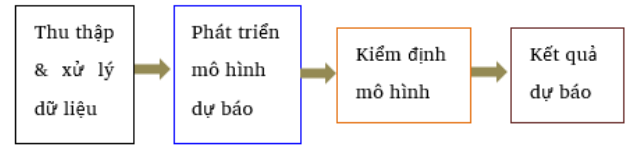
$$K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle \quad (2)$$

3. Thiết lập mô hình học máy cho bài toán nghiên cứu

3.1. Xây dựng cấu trúc mô hình bài toán nghiên cứu

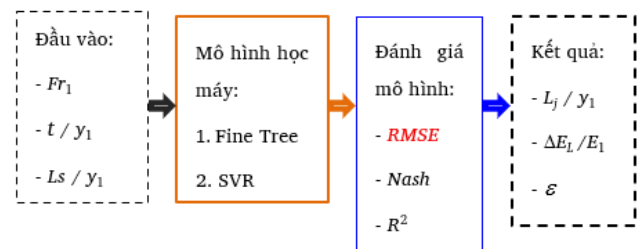
Về tổng quát, các bước để xây dựng mô hình dự báo có thể được tóm lược ngắn gọn trong Hình 5. Việc thu thập và xử lý số liệu đã được trình bày chi tiết ở mục 2.1, một số mô hình dự báo ước lượng hồi quy

cũng đã được giới thiệu tại nội dung mục 2.2 và 2.3 trong bài báo này. Chi tiết về cấu trúc cơ bản của mô hình cho bài toán nghiên cứu được thể hiện trong Hình 6.



Hình 5. Các bước cơ bản xây dựng mô hình dự báo.

Dựa trên các nghiên cứu [13, 20], các thông số về đặc điểm hình học và cách bố trí phần tử nhám trên đáy kênh cũng như điều kiện dòng chảy xiết đầu kênh ảnh hưởng đến các đặc trưng thủy lực của nước nhảy, bao gồm: Fr_1 , t/y_1 , L_s/y_1 các thông số này được lựa chọn làm các biến đầu vào cho mô hình học máy và mô hình dự báo. Mỗi bộ dữ liệu đầu vào thứ i tương ứng với kết quả các đặc trưng thủy lực thứ i được sử dụng để huấn luyện và đào tạo mô hình học máy. Các mô hình được thực hiện trên phần mềm Matlab R2023b, sau quá trình huấn luyện mô hình, chúng ta tiến hành phân tích và đánh giá các hệ số sai số $RMSE$, R^2 , $Nash$. Khi các sai số này đảm bảo độ chính xác yêu cầu cho kết quả dự đoán thì mô hình học máy sẽ được lựa chọn cho mục đích dự báo kết quả trong nghiên cứu.



Hình 6. Thiết lập cấu trúc mô hình máy học cho vấn đề nghiên cứu.

3.2. Kiểm chứng và đánh giá sai số mô hình học máy

Nghiên cứu này sử dụng kết hợp 03 chỉ số để đánh giá độ chính xác của các kết quả dự báo từ các mô hình học máy đối với các đặc trưng thủy lực cần xác định: L_j/y_1 , $\Delta E_1/E_1$ và ε . Cụ thể, sai số bình phương trung bình gốc $RMSE$ (Root Mean Square Error) - độ lệch chuẩn của phần dư; hệ số xác định R^2 ; hệ số $Nash$ ($Nash$ -Sutcliffe Efficiency Coefficient) đo lường mức độ dự đoán kết quả của một mô hình thống kê, giá trị $RMSE$ càng gần về 0 mô hình dự đoán có độ chính xác cao, hệ số R^2 và hệ số $Nash$ càng gần 1 cho thấy mối liên hệ chặt chẽ, tương quan rất tốt. Các công thức xác định các hệ số được thể hiện như sau:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - P_j)^2}{n}} \quad (3)$$

$$Nash = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}) \cdot (P_i - \bar{P}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2} \quad (5)$$

trong đó: y_i và P_i lần lượt là giá trị thực và giá trị dự đoán với trường hợp thí nghiệm thứ i ; \bar{y} , \bar{P} là các giá trị trung bình; n là số trường hợp nghiên cứu trên mô hình toán, $n = 210$ [13].

Kết quả phân tích, đánh giá sai số giữa kết quả dự báo và tập dữ liệu ban đầu với các đặc trưng thủy lực của nước nhảy được thể hiện chi tiết trong Bảng 1, 2 và 3. Các kết quả cho thấy giá trị sai số *RMSE* rất nhỏ và gần như bằng 0 đối với chiều dài nước nhảy và tổn thất năng lượng. Mặt khác, các hệ số *Nash* và R^2 rất cao gần như tiến tới 1,0, điều đó cho thấy mô hình dự báo được lựa chọn phản ánh rất tốt mối tương quan giữa các biến đầu vào và đầu ra dự báo. Mô hình đảm bảo độ chính xác và độ tin cậy trong công tác dự báo yêu cầu. Dựa trên kết quả mô hình dự báo, phần tiếp theo nhóm nghiên cứu đi sâu hơn vào phân tích các kết quả dự báo.

Bảng 1. Đánh giá sai số mô hình dự báo với chiều dài nước nhảy (L_j/y_1).

Tên mô hình	<i>RMSE</i>	<i>Nash</i>	R^2
Mô hình Fine Tree	1,52	0,90	0,92
Mô hình SVR	1,64	0,89	0,91
Mô hình MLR [13]	-	-	0,89

Bảng 2. Đánh giá sai số mô hình dự báo với ứng suất đáy nhám (ε).

Tên mô hình	<i>RMSE</i>	<i>Nash</i>	R^2
Mô hình Fine Tree	2,22	0,97	0,97
Mô hình SVR	2,57	0,96	0,96
Mô hình MLR [13]	-	-	0,98

Bảng 3. Đánh giá sai số mô hình dự báo với tổn thất năng lượng ($\Delta E_t/E_1$).

Tên mô hình	<i>RMSE</i>	<i>Nash</i>	R^2
Mô hình Fine Tree	0,0068	0,99	0,99
Mô hình SVR	0,0114	0,97	0,97
Mô hình MLR [13]	-	-	0,97

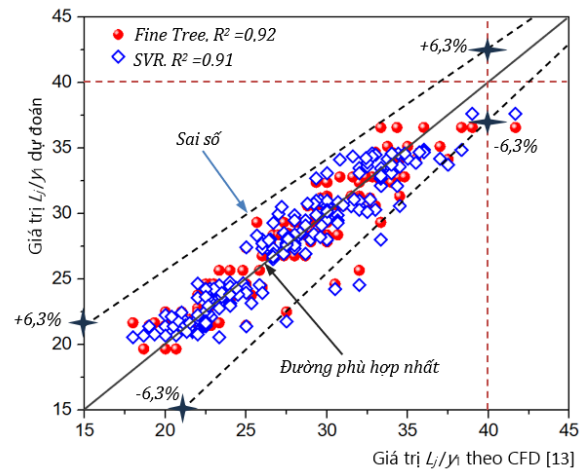
4. Kết quả và thảo luận

4.1. Dự báo chiều dài nước nhảy, L_j/y_1

Hình 7 thể hiện kết quả so sánh khả năng dự báo của hai mô hình Fine Tree và Support Vector Regression (SVR) đối với tỷ số chiều dài nước nhảy tương đối (L_j/y_1), nghiên cứu sử dụng dữ liệu từ mô hình CFD làm giá trị tham chiếu [13]. Cả hai mô hình đều cho hệ số xác định cao, với $R^2 = 0,92$ đối với mô hình Fine Tree và $R^2 = 0,91$ đối với mô

hình SVR, điều này phản ánh mối tương quan chặt chẽ giữa giá trị dự báo và kết quả mô phỏng số. Các điểm dữ liệu phân bố tập trung quanh đường phù hợp nhất, cho thấy các mô hình đã mô phỏng tốt xu hướng phi tuyến chính của tham số L_j/y_1 theo các biến thủy lực đầu vào.

Đài sai số $\pm 6,3\%$ minh chứng độ chính xác dự báo của hai mô hình. Phần lớn các điểm nằm trong giới hạn này, chứng tỏ các mô hình duy trì được tính ổn định và độ tin cậy trên toàn miền khảo sát. Một số sai lệch nhỏ xuất hiện tại vùng giá trị L_j/y_1 lớn, nơi một phần giá trị dự báo có xu hướng thấp hơn kết quả CFD. Hiện tượng này có thể do sự hạn chế về số lượng mẫu huấn luyện trong vùng điều kiện thủy lực phức tạp hơn là do cấu trúc mô hình dự báo.



Hình 7. Kết quả dự báo giá trị L_j/y_1 so với mô hình CFD [13].

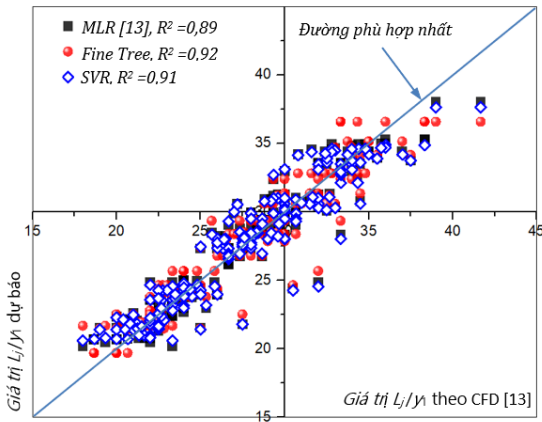
So sánh chi tiết, chúng ta nhận thấy mô hình Fine Tree cho các điểm phân bố tập trung hơn và quanh đường phù hợp, thể hiện khả năng thích ứng cục bộ tốt và phương sai thấp hơn so với mô hình SVR. Trong khi đó, mô hình SVR lại cho phản ứng tổng thể mượt hơn, phù hợp cho nội suy toàn miền nhưng có thể giảm độ chính xác ở các vùng biến thiên mạnh. Sự tương đồng cao giữa hai mô hình dự báo và kết quả CFD khẳng định rằng các mô hình học máy có hiệu quả và có khả năng thay thế mô phỏng CFD trong việc dự báo chiều dài nước nhảy, đồng thời giảm đáng kể chi phí tính toán.

Về tổng thể, kết quả cho thấy cả hai mô hình dự báo đều ổn định và đáng tin cậy, có thể được ứng dụng như các công cụ dự báo nhanh trong thiết kế và tối ưu thủy lực, đặc biệt khi được hiệu chỉnh bằng tập dữ liệu CFD hoặc thí nghiệm để mở rộng khả năng khái quát hóa.

Hình 8 cho thấy cả ba mô hình hồi quy tuyến tính bội - MLR, Fine Tree và SVR đều tái hiện tốt xu hướng dự đoán tỷ lệ L_j/y_1 so với dữ liệu từ CFD, với mức tương quan cao ($R^2 \approx 0,9 \div 0,92$). Tuy nhiên, các mô hình phi tuyến (Fine Tree và SVR) phản ánh tốt hơn tác động phức hợp giữa số Froude ban đầu, đặc tính dòng chảy và nhám đáy, vốn khó được biểu diễn tường minh qua dạng tuyến tính của mô hình MLR.

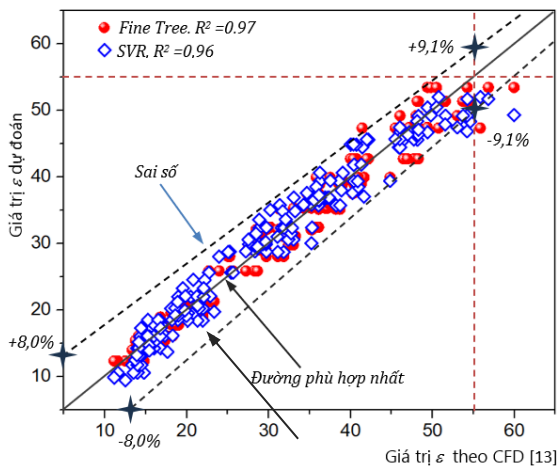
Mặt khác, mô hình Fine Tree thể hiện khả năng nắm bắt biến thiên cục bộ và phản ứng nhanh với sai lệch trong miền dữ liệu phi tuyến, nhờ cấu trúc phân chia không gian đặc trưng. Mô hình SVR duy trì xu

thể ổn định hơn và giảm độ nhạy với nhiễu dữ liệu, phù hợp hơn khi sử dụng như mô hình thay thế CFD trong các phân tích tham số hoặc bài toán tối ưu hóa thiết kế. Ngược lại, MLR dù có độ chính xác thấp hơn nhưng vẫn mang ý nghĩa tham chiếu, cung cấp nền tảng đánh giá mức độ phi tuyến của hiện tượng thủy lực đang xét.



Hình 8. Phân bố giá trị dự báo L_j/y_1 so với mô hình CFD [13].

4.2. Dự báo ứng suất đáy nhám, ϵ

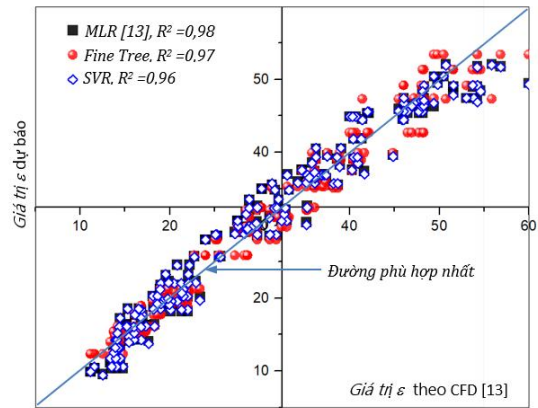


Hình 9. Kết quả dự báo giá trị ϵ so với mô hình CFD [13].

Hình 9 và Hình 10 minh họa độ tin cậy cao của ba mô hình MLR, Fine Tree và SVR trong việc dự báo giá trị ứng suất đáy nhám (ϵ) dựa trên dữ liệu CFD, với hệ số tương quan đạt từ 0,96 đến 0,98. Kết quả cho thấy đặc tính phi tuyến mạnh giữa ứng suất đáy và các tham số thủy lực (số Froude đầu kênh, độ nhám, ...) đã được mô hình Fine Tree và SVR mô phỏng chính xác hơn so với mô hình MLR.

Mô hình Fine Tree phản ánh tốt các biến thiên cục bộ của dòng rối trong vùng dòng chảy có sự xáo trộn mạnh mẽ, thể hiện khả năng nhận dạng các “điểm nóng” ứng suất nơi tập trung vận tốc rối và chuyển động xoáy thứ cấp. Trong khi đó, mô hình SVR duy trì xu thế tuyến tính tổng thể mượt mà hơn, giảm nhiễu ở vùng dòng ổn định nên phù hợp cho

phân tích quy mô lớn hoặc dự đoán xu thế dài hạn. Mô hình MLR dù đơn giản nhưng vẫn thể hiện vai trò tham chiếu, góp phần xác nhận tính phi tuyến của hiện tượng và độ vượt trội của các thuật toán học máy.



Hình 10. Phân bố giá trị dự báo ϵ so với mô hình CFD [13].

Sự sai lệch nhỏ ở vùng ứng suất cao phản ánh giới hạn của dữ liệu CFD trong mô tả vùng rối mạnh và dòng xoáy cục bộ, hơn là do sai số của mô hình học máy. Điều này cho thấy sự kết hợp CFD – ML không chỉ hiệu quả về mặt dự báo mà còn mang ý nghĩa vật lý: giúp định lượng tương quan giữa cấu trúc dòng và truyền năng lượng tại đáy nhám.

Kết quả nghiên cứu củng cố giá trị của các mô hình học máy như công cụ thay thế CFD trong đánh giá tải trọng do ứng suất tiếp đáy nhám đối với thiết kế cấu trúc tiêu năng có nhám, đặc biệt trong các giai đoạn tiền thiết kế khi cần ước lượng nhanh trường ứng suất đáy.

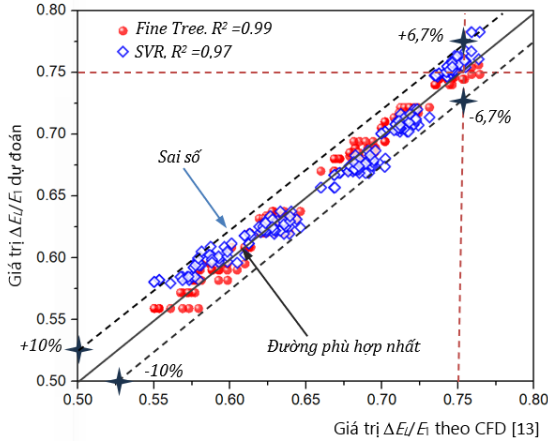
4.3. Dự báo tổn thất năng lượng, $\Delta E_1/E_1$

Kết quả phân tích từ Hình 11 và Hình 12 cho thấy sự tương quan chặt chẽ giữa các mô hình học máy Fine Tree và SVR và MLR với kết quả mô phỏng CFD trong việc dự báo tổn thất năng lượng bởi hiện tượng nước nhảy trên đáy nhám. Giá trị R^2 của các mô hình dao động trong khoảng 0,97 ÷ 0,99, thể hiện khả năng tái lập tốt các đặc trưng dòng chảy hỗn loạn và quá trình truyền năng lượng qua vùng nước nhảy.

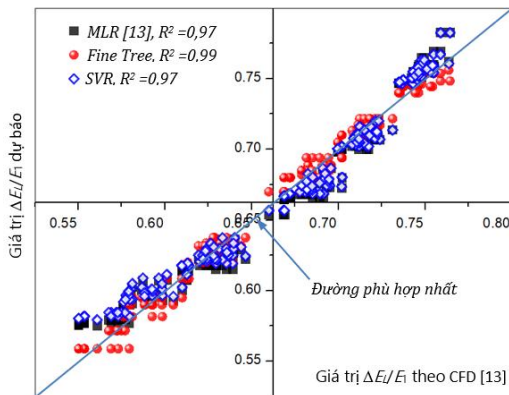
Mô hình Fine Tree tiếp tục khẳng định ưu thế trong việc nắm bắt phi tuyến sâu, tại vùng chuyển tiếp giữa chân và đỉnh của nước nhảy, nơi gradient vận tốc và áp suất biến thiên mạnh. Với cấu trúc phân nhánh tối ưu, Fine Tree cho phép mô phỏng chính xác biến động cục bộ của ứng suất đáy ϵ , phản ánh rõ ảnh hưởng của tương tác dòng rối – đáy nhám. Mô hình SVR duy trì kết quả ổn định với độ lệch nhỏ hơn 6,7 %, cho thấy năng lực khái quát tốt trong không gian dữ liệu có độ phân tán cao. Ngược lại, mô hình MLR thể hiện vai trò kiểm chứng tuyến tính, giúp củng cố xu thế biến thiên tổng thể của năng lượng (Hình 12).

Sự sai khác cục bộ giữa mô hình học máy và CFD chủ yếu tập trung tại vùng có Froude cao ($Fr_1 > 7$), nơi xuất hiện xoáy thứ cấp mạnh và tổn thất năng lượng cao. Sự chênh lệch này có thể bắt nguồn từ giới

hạn của các hàm kernel và sự thiếu thông tin không gian trong tập huấn luyện. Dù vậy, xu hướng dự báo tổng thể vẫn duy trì nhất quán, chứng minh khả năng của các mô hình học máy trong việc tái hiện quy luật tiêu năng và động năng tại đáy nhám.



Hình 11. Kết quả dự báo giá trị $\Delta E_L/E_1$ so với mô hình CFD [13].



Hình 12. Phân bố giá trị dự báo $\Delta E_L/E_1$ so với mô hình CFD [13].

Từ góc nhìn thủy lực học, các kết quả này khẳng định rằng học máy không chỉ có thể thay thế mô phỏng CFD trong dự báo cục bộ mà còn có tiềm năng ứng dụng vào thiết kế và tối ưu hóa hệ thống tiêu năng. Việc tích hợp mô hình Fine Tree hoặc SVR vào các thuật toán lai (Hybrid CFD-ML) có thể giúp giảm chi phí tính toán đồng thời duy trì độ chính xác cao, mở ra hướng phát triển mới trong phân tích nước nhảy trên bề mặt phức hợp.

Như vậy, Hình 11 và Hình 12 không chỉ minh chứng năng lực mô hình hóa học máy mà còn củng cố cơ sở khoa học cho việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong việc giải quyết vấn đề thủy lực nước nhảy, đặc biệt ở các điều kiện biên và nền nhám phức tạp.

5. Kết luận

Nghiên cứu đã thành công trong việc lựa chọn và thiết lập mô hình học máy phù hợp với bài toán dự báo các đặc trưng của nước nhảy: L_j

$/y_1$, ε , $\Delta E_L/E_1$ trên nền nhám gồm các phần tử lăng trụ tam giác, đây là hướng tiếp cận còn khá mới trong bài toán thủy lực nước nhảy so với các phương pháp truyền thống được sử dụng trong các nghiên cứu trước đây.

Kết quả nghiên cứu chỉ ra 02 mô hình học máy Fine Tree và SVR dự báo rất chính xác đặc trưng: L_j/y_1 , ε , $\Delta E_L/E_1$ với chỉ số Nash từ 0,89 đến 0,99 và R^2 trong phạm vi từ 0,91 đến 0,99. Ngoài ra, sai số RMSE rất nhỏ, gần như bằng 0 với kết quả dự báo đặc trưng $\Delta E_L/E_1$ và trong khoảng từ 1,0 đến 2,6 đối với các đặc trưng L_j/y_1 , ε .

Nhìn chung, mô hình học máy Fine Tree, SVR và MLR đều cho kết quả dự báo các đặc trưng thủy lực nước nhảy rất tốt với hệ số tương quan R^2 xấp xỉ bằng 1. Mô hình Fine Tree cho kết quả dự báo chính xác hơn so với mô hình SVR (hàm tuyến tính) và mô hình hồi quy truyền thống MLR. Ngoài ra, mức độ phân bố của các giá trị dự đoán theo mô hình SVR và MLR khá gần nhau, trong khi đó thì mô hình Fine tree có điểm dự đoán phân bố khá khác với 2 mô hình trên. Tuy nhiên, các điểm phân bố từ các mô hình đều rất gần với đường phù hợp nhất giữa kết quả dự đoán và các dữ liệu được trích rút từ mô hình CFD.

Kết quả bài báo không những củng cố mà còn bổ sung thêm công cụ hữu ích trong việc tính toán thiết kế các công trình tiêu năng có sử dụng mô nhám để tối ưu hiệu quả tiêu năng và giảm chi phí xây dựng công trình trong những điều kiện bất lợi về dòng chảy lũ đến công trình ngày càng diễn biến phức tạp.

Nghiên cứu này góp phần khẳng định hiệu quả của việc ứng dụng mô hình học máy trong mô phỏng quá trình thủy lực phi tuyến phức tạp như nước nhảy trên đáy nhám, đồng thời cho thấy tiềm năng của hướng nghiên cứu tích hợp mô hình CFD - Machine Learning nhằm giảm chi phí tính toán, mở rộng phạm vi khảo sát và hỗ trợ thiết kế công trình tiêu năng trong điều kiện thủy lực phức tạp.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (HUCE) trong đề tài mã số: 26-2025/KHXD.

Tài liệu tham khảo

- [1]. W. H. Hager, *Energy Dissipators and Hydraulic Jump*. Kluwer Academic Publishers, Water Science and Technology Library, 1992, p. 288.
- [2]. A. J. Peterka, *Hydraulic design of stilling basins and energy dissipators* (no. 25). United States Department of the Interior, Bureau of Reclamation, 1964.
- [3]. S. Ead and N. Rajaratnam, "Hydraulic jumps on corrugated beds," *Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 128, no. 7, pp. 656-663, 2002. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2002\)128:7\(656\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:7(656))
- [4]. N. D. Tokyay, "Effect of channel bed corrugations on hydraulic jumps," in *Impacts of Global Climate Change*, 2005, pp. 1-9.
- [5]. Farhad Izadjoo and Mahmood Shafai-Bejestan, "Corrugated bed hydraulic jump stilling basin," *Journal of Apply Sciences*, pp. 1164-1169, 2007, [doi: 10.3923/jas.2007.1164.1169](https://doi.org/10.3923/jas.2007.1164.1169).
- [6]. P. Yadav, Z. Ahmad, and G. Asawa, "Parameters of hydraulic jump on corrugated beds," *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 13, no. 1, pp. 93-105, 2007. <https://doi.org/10.1080/09715010.2007.10514860>

- [7]. 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](https://doi.org/10.1016/j.jher.2009.05.003).
- [8]. A. Abbaspour, D. Farsadizadeh, A. H. DALIR, and A. A. SADRADDINI, "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, 2009, doi: [10.3906/muh-0901-7](https://doi.org/10.3906/muh-0901-7).
- [9]. I. H. Elsebaie and S. Shabayek, "Formation of hydraulic jumps on corrugated beds," *International Journal of Civil T Environmental Engineering IJCEE-LJENS*, vol. 10, no. 1, pp. 37-47, 2010.
- [10]. 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. <https://doi.org/10.1139/cjce-2012-0019>
- [11]. 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: <https://doi.org/10.26682/sjuod.2017.20.1.57>
- [12]. 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](https://doi.org/10.2166/hydro.2020.298).
- [13]. T. C. Ty, Z. J. Min, T. C. Trieu, "Influence of Right Triangular Prism Rough Beds on Hydraulic Jumps," *Applied Sciences*, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/app14020594>.
- [14]. T. C. Ty, T. C. Trieu, "Numerical and analysis effects of rectangular prism rough beds on hydraulic jumps in open channels," *AIP Advances*, vol. 15, no. 7, p. 10, July 2025, doi: <https://doi.org/10.1063/5.0267793>.
- [15]. S. Ebrahimi, F. Salmasi, and A. Abbaspour, "Numerical study of hydraulic jump on rough beds stilling basins," *Journal of Civil Engineering and Urbanism*, vol. 3, no. 1, pp. 19-24, 2013.
- [16]. S. Gu, F. Bo, M. Luo, E. Kazemi, Y. Zhang, and J. Wei, "SPH Simulation of Hydraulic Jump on Corrugated Riverbeds," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 3, 2019, doi: [10.3390/app9030436](https://doi.org/10.3390/app9030436).
- [17]. 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](https://doi.org/10.3311/ppci.15292)
- [18]. M. Dasineh, A. Ghaderi, M. Bagherzadeh, M. Ahmadi, and A. Kuriqi, "Prediction of hydraulic jumps on a triangular bed roughness using numerical modeling and soft computing methods," *Mathematics*, vol. 9, no. 23, p. 3135, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/math9233135>.
- [19]. H. V. Hùng, "Thiết lập mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) tính toán độ sâu sau nước nhảy trong kênh lăng trụ mặt cắt chữ nhật," *Khoa học công nghệ thủy lợi*, vol. 75, 2022.
- [20]. T. C. Ty, P. Q. Anh, L. Đ. Hùng, N. K. Ly, "Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự đoán đặc trưng nước nhảy trên đáy nhám lăng trụ tam giác vuông," *Tạp chí Vật liệu và Xây dựng-Bộ Xây dựng*, vol. 15, no. 02, pp. 155-Trang 160, 2025, doi: <https://doi.org/10.54772/jomc.02.2025.888>.
- [21]. L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone, "Classification and Regression Trees," 1984.
- [22]. C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.