

# So sánh hiệu suất thuật toán hồi quy tuyến tính, học sâu và rừng ngẫu nhiên cho bài toán dự báo chịu tải cực hạn của khung thép phi tuyến tính phi đàn hồi

Comparison of linear regression, deep learning and random forest algorithms for predicting ultimate load capacity of nonlinear inelastic analysis of steel frames

> NCS NGUYỄN THỊ THANH THÚY, HV NGÔ MẠNH THIỂU,  
GS.TS NGUYỄN TIẾN CHƯƠNG, PGS. TS TRƯƠNG VIỆT HÙNG\*

Khoa Công trình, Trường Đại học Thủy lợi

\*Corresponding author

## TÓM TẮT

Sự phát triển nhanh chóng và mạnh mẽ của ngành khoa học máy tính và khả năng tính toán trong vài thập kỷ gần đây đã thúc đẩy những ứng dụng của các phương pháp phân tích tiên tiến vào các bài toán thiết kế kỹ thuật xây dựng nói chung và thực hành thiết kế khung thép nói riêng. Một trong những hướng khả thi và phổ biến là áp dụng các thuật toán học máy vào dự đoán các ứng xử của kết cấu khung thép trong phân tích phi đàn hồi phi tuyến tính. Điều này cho thấy những ưu điểm rõ ràng như đẩy nhanh được quá trình ra quyết định, giảm tỷ lệ lỗi và tăng hiệu quả tính toán. Trong nghiên cứu này, 3 thuật toán học máy phổ biến hiện nay được nghiên cứu cho bài toán dự báo khả năng chịu tải của khung thép bao gồm: Hồi quy tuyến tính, Học sâu và Rừng ngẫu nhiên. Hiệu quả khi áp dụng các phương pháp học máy được xem xét qua một ví dụ số khảo sát một khung thép phẳng 5 nhịp 14 tầng. Phân tích phi đàn hồi phi tuyến tính nâng cao được thực hiện cho khung thép nhằm tạo bộ dữ liệu cho huấn luyện để giảm thiểu thời gian phân tích. Các biến đầu vào của bài toán là các đặc điểm hình học của tiết diện thanh dầm cột được chọn từ danh mục có sẵn. Hiệu suất của các thuật toán học máy được đánh giá bằng cách sử dụng các chỉ số về lỗi gồm sai số bình phương trung bình (MSE), hệ số xác định ( $R^2$ ) và Kết quả cho thấy phương pháp rừng ngẫu nhiên có hiệu quả tốt nhất trong ba phương pháp học máy lựa chọn.

**Từ khóa:** Khung thép; phân tích phi đàn hồi phi tuyến tính; học máy;

## ABSTRACT

The rapid and powerful development of computer science and computing power in recent decades has promoted the application of advanced analytical methods to engineering design problems in general and steel frame design practice in particular. One of the possible and popular directions is to apply machine learning algorithms to predict the behavior of steel frame structures in nonlinear inelastic analysis. This shows obvious advantages such as speeding up the decision-making process, reducing error rates, and increasing computational efficiency. In this paper, the effectiveness of three popular machine learning algorithms is studied for the prediction of the load-carrying capacity of steel frames including Linear Regression, Deep Learning, and Random Forest. A numerical example surveying a 5-span 14-story planar steel frame is considered. An advanced nonlinear inelastic analysis is performed for the steel frame to generate training datasets to minimize analysis time. The input variables of the problem are the geometrical characteristics of the beam and column cross-section selected from the available list. The performance of the machine learning algorithms was evaluated using error indexes including mean square error (MSE), and coefficient of determination ( $R^2$ ) and the results showed that the random forest method is the most effective among the three machine learning methods selected.

**Keyword:** Steel frame; nonlinear inelastic analysis; machine learning;

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Vật liệu thép có những ưu điểm vượt trội so với các vật liệu thông thường đó là tính chất cơ lý tốt, có khả năng chịu được mọi loại ứng suất như kéo, nén, uốn, xoắn... và có thể trải qua biến dạng lớn. Nhờ những đặc điểm này, mặc dù trọng lượng riêng của thép khá lớn so với các loại vật liệu khác nhưng các công trình làm bằng thép lại cho phép giảm trọng lượng bản thân đáng kể, kết cấu thanh mảnh, hình thức đa dạng, dễ tạo hình và có thể vượt được nhịp lớn. Ngoài ra, với những lợi ích vượt trội về đẩy nhanh tiến độ, đảm bảo độ bền vững và tính kỹ thuật cao nên kết cấu khung thép đã và đang được sử dụng rộng rãi trong các công trình xây dựng.

Các phương pháp phân tích kết cấu thép truyền thống thường xem xét kết cấu làm việc trong giới hạn đàn hồi với mối quan hệ giữa ứng suất và biến dạng là tuyến tính, vật liệu được xem là không chảy dẻo và các tính chất của vật liệu không thay đổi, các phương trình cân bằng được thiết lập dựa trên trường hợp mô hình kết cấu chưa biến dạng. Việc phân tích khung thép được tiến hành trên cơ sở phân tích đàn hồi tuyến tính. Sau đó cấu kiện được thiết kế riêng lẻ dựa vào cường độ trong đó có kể đến yếu tố phi tuyến của hệ số chiều dài tính toán K cho từng cấu kiện, nhưng cách tính toán hệ số này thường phức tạp, không rõ ràng, gây khó hiểu, không thuận lợi để thiết kế khung thép tự động trên máy tính.

Đối với thiết kế kết cấu khung thép, yếu tố đầu tiên luôn phải được xem xét là sự làm việc phi tuyến. Phi tuyến ở đây là nói đến đặc điểm phi tuyến tính hình học của kết cấu do kết cấu thanh mảnh và phi đàn hồi là nói đến đặc điểm làm việc ngoài miền đàn hồi của vật liệu. Do vậy đặt ra nhu cầu cần có phương pháp phân tích phi tuyến tính và phi đàn hồi để đánh giá phần ứng thực tiếp của cả hệ kết cấu, xem xét sự tương tác giữa các cấu kiện trong toàn bộ hệ kết cấu như sự suy giảm cường độ và độ cứng trong quá trình chịu tải và sự phân bố lại nội lực và có thể đánh giá được khả năng chịu tải cực hạn của kết cấu. Hiện nay phương pháp phân tích trực tiếp đáp ứng được các yêu cầu trên. Phương pháp này không cần sử dụng hệ số chiều dài tính toán, tính toán nội lực chính xác hơn qua trạng thái giới hạn về cường độ và có thể áp dụng một cách chặt chẽ, logic cho nhiều loại khung bao gồm khung giằng, khung mômen và các loại hệ khung kết hợp khác. Tuy nhiên, khi gặp các vấn đề phức tạp như bài toán thiết kế thiết kế tối ưu, phân tích độ tin cậy của kết cấu hay thực hiện đánh giá sự phá hoại của kết cấu [1-3]), các phương pháp này gặp vấn đề về tốn nhiều thời gian do phải xử lý một số lượng lớn các phân tích lặp đi lặp lại để hội tụ đến các lời giải cuối cùng [4].

Trong những năm gần đây sự phát triển mạnh mẽ của ngành khoa học máy tính đã có ảnh hưởng nhiều đến việc áp dụng các phương pháp học máy (ML) vào thực hành thiết kế kết cấu khung thép nhằm đảm bảo kết cấu vẫn làm việc an toàn, hiệu quả nhưng với chi phí xây dựng, các nỗ lực tính toán là tốt nhất và rút ngắn được thời gian thực hiện phân tích. Thông qua việc xây dựng các mô hình dự đoán chi phí thấp và hỗ trợ ra quyết định, giảm tỷ lệ lỗi, tăng hiệu quả tính toán và đặc biệt là khi giải quyết các vấn đề rất phức tạp khi có sự không chắc chắn [5-7]. Một số các ứng dụng của ML vào phân tích thiết kế khung thép có thể kể đến như Gonzalez et al. [8] đã trình bày phương pháp xác định phá hoại đối với các kết cấu khung thép chịu mô-men sử dụng mạng nơ ron chuyển tiếp (NNs) và các dạng dao động uốn đầu tiên (các tần số và dạng dạng dao động thu được bằng mô hình phần tử hữu hạn cho tòa nhà văn phòng năm tầng) làm đầu vào cho mạng. Sun và cộng sự. [9] đã khảo sát các ứng dụng ML trong thiết kế tòa nhà và kết cấu. Các công bố trong lĩnh vực này được xếp thành bốn loại chính, cụ thể là dự đoán phản ứng và hiệu suất của kết cấu [10], các mô hình được phát triển bằng cách sử dụng dữ liệu từ thực nghiệm [11], truy xuất thông tin bằng hình ảnh và văn bản [12], và các mô hình được phát

triển bằng cách sử dụng dữ liệu khảo sát hiện trường và dữ liệu SHM [13]. Afshari và các đồng nghiệp đã xem xét các phương pháp dựa trên ML được sử dụng trong các phân tích độ tin cậy của kết cấu [14]. Sự kết hợp giữa các thuật toán ML và các phương pháp phân tích độ tin cậy thông thường đã mang lại kết quả tốt, bao gồm không chỉ nâng cao độ chính xác mà còn giảm các nỗ lực tính toán.

Trong xác định khả năng chịu tải cực hạn của công trình hiện nay, việc thực hiện các thuật toán ML để dự đoán khả năng chịu tải của các kết cấu kỹ thuật đã thu hút sự quan tâm ngày càng tăng của các nhà nghiên cứu. Ví dụ, độ bền của các cột CFST đã được dự đoán bằng cách sử dụng các thuật toán ML khác nhau, chẳng hạn như tăng cường độ dốc cây (GTB), học sâu (DL), SVM và tăng cường độ dốc phân loại (Catboost) [15]. Khả năng chịu tải của dầm bản được gia cường sườn đứng được dự đoán bằng cách sử dụng tăng cường độ dốc cực hạn (XGBoost), mang lại mô tả tốt hơn so với các phương trình hiện có được nêu trong tiêu chuẩn thiết kế Eurocode 3, 2006, BS, 2000. Bên cạnh đó, các thuật toán ML đã được áp dụng tốt để đánh giá tính năng kết cấu và khả năng chịu tải tối đa của các dạng công trình khác nhau (ví dụ: giàn [16-17], khung cứng [18], dầm [19], cột [20]). Hiện nay cách tiếp cận ML theo cách thay thế hiệu quả cho các kỹ thuật lập mô hình cổ điển. Nó cung cấp một số lợi thế khi các vấn đề rất phức tạp liên quan đến sự không chắc chắn được xem xét. ML cũng có thể đẩy nhanh quá trình ra quyết định, giảm tỷ lệ lỗi và tăng hiệu quả tính toán. Vì những lý do này, các phương pháp ML gần đây đã thu hút sự chú ý đáng kể trong bối cảnh ngày càng nhiều ứng dụng trong kỹ thuật kết cấu.

Trong nghiên cứu này, thông qua các thuật toán ML nổi tiếng gồm hồi quy tuyến tính, học sâu và rừng ngẫu nhiên, dùng kỹ thuật phân tích nâng cao để dự báo khả năng chịu tải cực hạn của khung thép với nỗ lực tính toán vừa phải. Khung thép phẳng 4 nhịp 15 tầng được khảo sát để xem xét và so sánh hiệu quả của các phương pháp. Các bộ dữ liệu được tạo thông qua việc thực hiện các phân tích phi đàn hồi phi tuyến tính. Trong bộ dữ liệu, đầu vào là các điểm hình học của tiết diện dầm và cột chữ W. Một đầu ra là hệ số tải trọng cực hạn (ULF) của kết cấu. Số lượng dữ liệu học thay đổi từ 1.000 đến 10.000 trong ba thuật toán nghiên cứu. Phần kết luận minh họa và tổng kết hiệu suất của các phương pháp ML lựa chọn.

## 2. BÀI TOÁN XÁC ĐỊNH KHẢ NĂNG CHỊU TẢI CỰC HẠN CỦA KHUNG THÉP SỬ DỤNG PHÂN TÍCH TRỰC TIẾP

### 2.1 Phân tích phi đàn hồi phi tuyến tính cho khung thép

Khả năng chịu tải của khung thép có thể được thể hiện qua Hệ số tải trọng cực hạn (ULF) xác định tỷ lệ của sức kháng kết cấu (R) với hiệu ứng tải (S) trong công thức (1). Kết cấu được coi là trạng thái an toàn khi ULF lớn hơn 1, tức là,

$$ULF = \frac{R}{S} \quad (1)$$

Trong nghiên cứu này, ULF được tính toán bằng phân tích phi đàn hồi phi tuyến tính dựa trên phương pháp khớp dẻo (ví dụ: [20-22]). Phương pháp này có thể xác định trực tiếp sức kháng R của kết cấu về khả năng chịu tải cực hạn mà không yêu cầu toàn bộ phổ phản ứng của kết cấu [19]. Các phần tử hữu hạn dầm - cột đàn hồi tuyến tính được mô hình hóa cho các cấu kiện dầm và cột. Mô hình khớp dẻo ở các đầu cấu kiện được sử dụng để mô tả các ứng xử phi đàn hồi phi tuyến tính [6]. Hiệu ứng bậc hai của khung được nắm bắt bởi các hàm ổn định từ các phương trình cân bằng vi phân trong [16]. Phân tích phi đàn hồi phi tuyến tính của khung thép được xử lý bằng phương pháp GDC được triển khai trong gói Chương trình Phân tích Nâng cao Thực hành (PAAP) [21-22].

### 2.2. Tạo dữ liệu để tính toán ML

Hình thành bộ dữ liệu là một bước quan trọng cho các mô hình

học máy (training models). Phải đảm bảo tính đầy đủ của dữ liệu về kích thước mẫu, đầu vào và đầu ra. Về hồi quy và phân loại khả năng chịu tải giới hạn của khung thép phi tuyến được trình bày trong nghiên cứu này, đầu vào được giới hạn ở các thuộc tính của mặt cắt ngang của dầm và cột. Tổng cộng có mười sáu đặc điểm của tiết diện hình chữ W được xem xét.

Trong nghiên cứu này, do số lượng mẫu trong cơ sở dữ liệu lớn, tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu kiểm tra được phát triển từ cơ sở dữ liệu. Số lượng mẫu cho tập dữ liệu kiểm tra được cố định ở mức 5000 và số lượng mẫu cho tập dữ liệu huấn luyện được chọn là 1000, 2000, 5000 và 10000. Tất cả các mẫu trong tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra đều khác nhau.

Các đặc điểm này là thông tin đầu vào để thực hiện phân tích nâng cao như được trình bày trong phần trước. Các bài toán hồi quy, đầu ra là ULF của kết cấu, trong khi đối với các bài toán phân loại, nếu ULF của kết cấu nhỏ hơn 1,0, đầu ra bằng không; trường hợp ngược lại nó bằng 1.0.

Các bước tạo bộ dữ liệu như sau:

Bước 01: Xác định hình dạng và vật liệu của khung và tải trọng tác dụng.

Bước 02: Xác định số lượng mẫu dữ liệu và số lượng mặt cắt có trong một nhóm thiết kế mặt cắt của kết cấu.

Bước 03: Tạo M mẫu ngẫu nhiên ( $X_1, X_2, \dots, X_M$ ) nhóm thiết kế mặt cắt của kết cấu ( $X_1, X_2, \dots, X_N$ ), trong đó  $x_i$  chọn mặt cắt cho  $i^{\text{th}}$  nhóm phần tử.

Bước 04: Tính toán hệ số tải cuối cùng  $l_{fi}$  tương ứng với mẫu  $X_i$  bằng PAAP.

Bước 05: Xác định đầu vào và đầu ra tương ứng của  $i^{\text{th}}$  mẫu dựa trên  $X_i$  và  $l_{fi}$

Bước 06: Lưu dữ liệu.

### 2.3. Số liệu hiệu suất

Hiệu suất của các thuật toán ML được đánh giá bằng cách sử dụng hai chỉ số về lỗi bình phương trung bình (MSE) và hệ số xác định ( $R^2$ ):

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{N} \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

Với N là số mẫu;  $y_i$  và  $y'_i$  lần lượt là giá trị gốc và giá trị dự đoán của đầu ra thứ  $i^{\text{th}}$ ; và  $\bar{y}$  là giá trị trung bình của tất cả dữ liệu đầu ra ban đầu.

## 3. CÁC THUẬT TOÁN HỌC MÁY XEM XÉT

Dự đoán khả năng chịu tải cực hạn của khung thép thông qua hệ số ULF là bài toán hồi quy có giám sát do đã biết đầu vào là tiết diện có sẵn và đầu ra đã biết. Các thuật toán đề xuất để giải quyết vấn đề này có thể được phân loại thành các mô hình tuyến tính và phi tuyến. Trong các mô hình tuyến tính (chẳng hạn như LR), mối quan hệ tuyến tính giữa các biến đầu vào và biến đầu ra duy nhất được sử dụng. Ưu điểm chính của các mô hình lớp LR là tính đơn giản, nỗ lực tính toán tối thiểu và cơ sở cho các thuật toán phức tạp khác. Tuy nhiên, các mô hình hồi quy tuyến tính rất nhạy với các giá trị ngoại lệ và nhiễu. Nhiều ứng dụng thực tế hiếm khi được mô tả bằng các quan hệ dữ liệu tuyến tính và phụ thuộc.

Các mô hình hồi quy phi tuyến tính (bao gồm RF và DL) tự nhiên linh hoạt để nắm bắt các mẫu phức tạp hơn và có khả năng ánh xạ các mối quan hệ phi tuyến tính của các biến đầu vào và đầu ra khác nhau.

Tuy nhiên, các mô hình phi tuyến bao gồm các kết cấu phức tạp với nhiều tham số và thường đòi hỏi nhiều nỗ lực tính toán hơn so với các thuật toán hồi quy tuyến tính. Bên cạnh đó, không có thuật toán duy nhất nào có thể hoạt động tốt nhất trong mọi vấn đề. Sau đây sẽ xem xét cụ thể nội dung của ba thuật toán lựa chọn là LR, DL và RF.

### 3.1. Hồi quy tuyến tính

Thuật toán LR không chỉ thể hiện mô hình hồi quy đơn giản nhất mà còn được sử dụng rộng rãi trong mọi lĩnh vực nghiên cứu. Chính thức, đầu ra dự đoán được ước tính bằng cách sử dụng hàm tuyến tính của các đặc điểm đầu vào như sau:

$$y'_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_D X_D \quad (4)$$

Trong đó  $\{\beta\}$  là vectơ hệ số được tìm thấy bằng cách giảm thiểu lỗi giữa  $\{y\}$  và  $\{y'\}$ , được gọi là hàm mất mát. Hàm mất mát có thể là MSE, MAE hoặc MAPE tương ứng. Mặc dù LR đơn giản và thời gian chạy rất nhanh, nhưng nó thường không phù hợp với các ứng dụng thực tế của kết cấu.

### 3.2. Học sâu

DL hay deep NN, một nhánh mới của ML, dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo với mạng bao gồm nhiều nơ-ron được sắp xếp trên các lớp khác nhau, rất hiệu quả trong việc xử lý cả vấn đề hồi quy và phân loại cho các ứng dụng kỹ thuật kết cấu. Do các đặc điểm của dữ liệu huấn luyện, dạng học của mô hình DNN có thể được phân loại thành (1) học có giám sát, (2) học không giám sát và (3) học bán giám sát. Trong nghiên cứu hiện tại, chỉ xem xét việc học có giám sát do dữ liệu đầu vào và đầu ra được chỉ định.

Ở dạng học có giám sát, dữ liệu huấn luyện được thể hiện dưới dạng

$$T = \left\{ (X_i, Y_i) \right\}_{i=1}^N \quad (5)$$

Trong đó:  $X_i$  là  $i^{\text{th}}$  đầu vào hoặc vectơ đặc trưng của dữ liệu;  $Y_i$  là  $i^{\text{th}}$  vectơ đầu ra hoặc nhãn của dữ liệu; N là số mẫu dữ liệu.

Hai thuật toán cơ bản được sử dụng trong DL là mạng thần kinh truyền dữ liệu chuyển tiếp (FNN) và lan truyền ngược (BP). FNN cho phép các tín hiệu trừu tượng mức cao từ lớp đầu vào được truyền và xử lý trong các lớp ẩn và ra trên lớp đầu ra. Thông qua các lớp này, thông tin có giá trị được khuếch đại trong khi thông tin không quan trọng bị loại bỏ. Tín hiệu đầu ra tại nơ-ron thứ  $i^{\text{th}}$  của lớp  $j^{\text{th}}$  được tính như

$$v_i^{(j)} = f \left( \sum_{j=1}^{N_{\text{unit}}^{(j-1)}} w_{ij}^{(j)} v_j^{(j-1)} \right) \quad (6)$$

Trong đó  $f()$  là hàm kích hoạt;  $w_{ij}^{(j)}$  là trọng số cho kết nối từ nơ-ron  $i^{\text{th}}$  của lớp  $(j-1)^{\text{th}}$  đến nơ-ron được xem xét;  $v_i^{(j-1)}$  là tín hiệu đầu ra tại nơ-ron  $i^{\text{th}}$  của lớp  $(j-1)^{\text{th}}$ ;  $N_{\text{unit}}^{(j-1)}$  là số lượng tế bào trên lớp  $(j-1)^{\text{th}}$ .

Vì các giá trị chính xác được đưa ra, kết quả của quá trình đào tạo có thể được kiểm soát bằng cách giảm thiểu lỗi giữa các giá trị chính xác và giá trị dự đoán. Chẳng hạn, mô hình đào tạo đưa ra kết quả dự đoán  $Y_i$  tương ứng với đầu vào  $X_i$ . Công thức giảm thiểu hàm lỗi bình phương trung bình để đánh giá hiệu quả của thuật toán:

$$E_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - Y'_i)^2 \quad (7)$$

Thuật toán lan truyền ngược (BP)

Trong NN, thuật toán BP thường được sử dụng để tính toán ảnh hưởng của từng trọng số tương ứng với hàm mất mát dựa trên phương pháp giảm dần độ dốc. Trong thuật toán BP, quá trình truyền ngược được thực hiện để cập nhật các hàm trọng số từ lớp đầu ra qua các lớp ẩn đến lớp đầu vào để tìm kiếm các trọng số mới sao cho chúng giảm thiểu hàm mất mát. Trong thuật toán BP, các hàm trọng số có thể được cập nhật như sau:

$$W^{(j+1)} = W^{(j)} - \varepsilon \delta W^{(j)} + \mu \Delta W^{(j-1)} \quad (8)$$

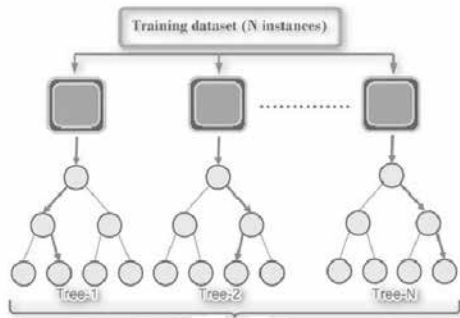
Trong đó:  $W^{(j)}$  là ma trận hàm trọng số của  $j^{\text{th}}$  epoch;  $\varepsilon$  là tốc độ

học được sử dụng để kiểm soát tỷ lệ của các trọng số được điều chỉnh;  $\mu$  là tham số để duy trì ảnh hưởng của những thay đổi trước đó của trọng số đối với hướng chuyển động hiện tại trong không gian trọng số.

3.3. Rừng ngẫu nhiên (RF)

RF, lần đầu tiên được đề xuất bởi Breiman [23], là một nhóm các cây phân loại hoặc hồi quy chưa được cắt tỉa được tạo ra từ việc lựa chọn ngẫu nhiên các mẫu dữ liệu huấn luyện. Trong quá trình quy nạp, các tính năng ngẫu nhiên sẽ được chọn. Bằng cách tổng hợp (thường cho phân loại hoặc lấy trung bình cho hồi quy) các dự đoán của tập hợp, dự đoán được thực hiện. Hình ảnh đại diện của RF được mô tả trong Hình 2 [24]

Trong RF có ba khái niệm chính, đó là bootstrapping, cắt tỉa và luật số lượng lớn. Với bootstrapping, mỗi người học yếu được đào tạo bằng cách sử dụng dữ liệu đào tạo mới được tạo ngẫu nhiên từ dữ liệu đào tạo ban đầu có cùng kích thước. Các mẫu được phép lặp lại. Khi cắt tỉa, cây được trồng không giới hạn độ sâu để cải thiện hiệu suất của mô hình. Luật mạnh về số lượng lớn có thể tránh được tình trạng thừa mô hình.



Hình 1. Hình ảnh đại diện của RF

RF dựa trên các phương pháp Đóng bao, Ngẫu nhiên hóa đầu ra và Tăng cường miễn trừ không gian con ngẫu nhiên.

Thuật toán RF:

Với  $b=1$  ( $b$  là số cây RF) trên  $B$  (tổng số cây RF) tạo. Từ dữ liệu huấn luyện, vẽ một mẫu bootstrap  $Z^*$  có kích thước  $N$ . Phát triển cây RF:  $T_b$  thành dữ liệu được khởi động, bằng cách lặp lại đệ quy từng nút đầu cuối của cây cho đến khi đạt được kích thước của nút tối thiểu theo các bước sau:

Chọn  $m$  các biến ngẫu nhiên từ  $p$  các biến. Chọn biến tốt nhất trong số  $m$  các biến. Tách nút thành hai nút con. Xuất các cây tập hợp  $\{T_{b1}^B\}$ .

Để đưa ra dự đoán tại một điểm mới  $x$ :

Bài toán Hồi quy:

$$\hat{f}_{RF}^B(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x) \tag{9}$$

Bài toán phân loại:

$$\hat{c}_{RF}^B(x) = \text{majority vote} \{ \hat{c}_b(x) \}_1^B \tag{10}$$

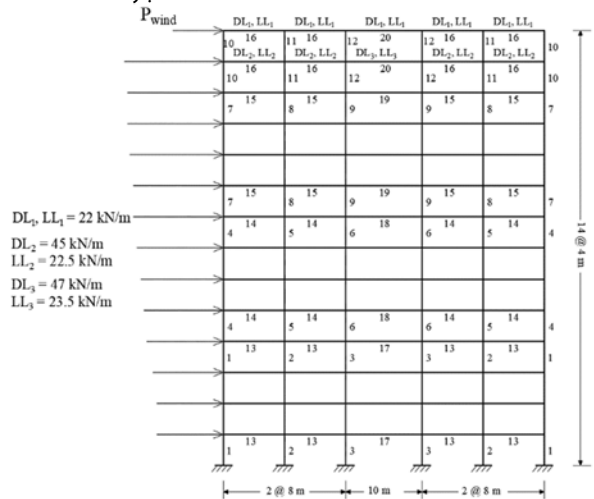
Trong đó,  $\hat{c}_b(x)$  là dự đoán lớp của  $b^{\text{th}}$  cây RF.

Có hai cách để ước tính tỷ lệ lỗi. Cách thứ nhất là chia tập dữ liệu thành các phần huấn luyện và kiểm tra. Phần đào tạo được sử dụng để xây dựng rừng và phần kiểm tra được sử dụng để tính tỷ lệ lỗi. Cách thứ hai là sử dụng ước tính lỗi Out of Bag, khi đó, dữ liệu đào tạo không cần phải phân tách do thuật toán RF tính toán lỗi.

4. VÍ DỤ MINH HỌA

Khung được nghiên cứu là khung thép phẳng hai chiều gồm 5

nhịp và 14 tầng, bằng thép A992 có cường độ chảy 345 MPa và mô đun đàn hồi 200.000 MPa. Theo như hình vẽ sơ đồ khung (hình 2), 174 cấu kiện của khung được phân loại thành 20 nhóm thiết kế bao gồm 12 loại cấu kiện cột và 8 loại cấu kiện dầm. Tải trọng gió theo phương ngang được quy đổi thành tải trọng tập trung tại cao độ sàn với độ lớn cho trong Bảng 5. Tĩnh tải và hoạt tải phân bố đều tác dụng lên tất cả các dầm của hai tầng trên cùng như được trình bày trong Hình 2., các tổ hợp tải trọng về cường độ, sử dụng và ràng buộc lần lượt là 13, 2 và 1. Các thuật toán ML được viết bằng ngôn ngữ Python kết hợp các thư viện phần mềm nguồn mở (Tensorflow, Sklearn và Keras). Khả năng dự đoán của các thuật toán ML được nghiên cứu bằng cách dự đoán hệ số tải cực hạn của khung với tổ hợp tải  $1,2DL + 1,6W + 0,5LL$ . Các tham số trong Bảng 1 được áp dụng cho các thuật toán ML được chọn bằng phương pháp thử và sai và được thay đổi theo cách thủ công để xác định các kết hợp tối ưu liên quan đến MSE. Các thông số khác không có trong Bảng 2 được chọn làm giá trị mặc định của chương trình. Hàm mất mát của mô hình huấn luyện là MSE.



Hình 2. Sơ đồ khung thép 5 nhịp x 14 tầng

Bảng 1: Tải trọng gió ngang tác dụng vào khung 5x14

Tầng	Tải trọng gió tương đương (kN)	Tầng	Tải trọng gió tương đương (kN)
1	17,37	8	23,54
2	17,37	9	23,54
3	18,46	10	24,45
4	20,09	11	25,17
5	20,82	12	25,17
6	21,54	13	25,9
7	22,63	14	13,22

Bảng 2: Các tham số học máy của 3 thuật toán lựa chọn

Thuật toán	Các giá trị tham số
LR	fit_intercept=True; normalize='deprecated'; copy_X=True; n_jobs=10
DL	Network = 128-256-256-128-64-1; Epoch = 2000; activation = LeakyReLU; Optimizer = adam; batch_size = Samples / 20; EarlyStopping: patience = 500; ModelCheckpoint
RF	n_estimator = 500; max_depth = None; bootstrap=True; min_impurity_decrease=1e-07; n_jobs=10

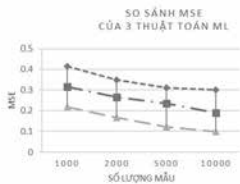
Hiệu suất của các thuật toán ML được nghiên cứu trước tiên bằng cách dự đoán hệ số tải cuối cùng của kết cấu với các tham số hệ thống của thuật toán ML được đưa ra trong Bảng 2. Kết quả được hiển thị trong Bảng 3. Trong số ba thuật toán, RF có hiệu suất tốt nhất và bằng với DL khi số lượng mẫu là 10000 thì độ chính xác đạt được là 86,45%, nếu số lượng mẫu ít hơn thì RF có khả năng dự đoán



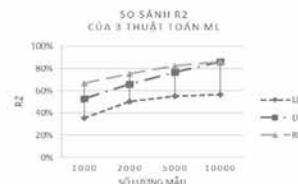
tốt hơn so với DL. Khi một mô hình học máy dự đoán tốt hơn một mô hình khác thì Giá trị MSE nhỏ nhất và giá trị  $R^2$  lớn hơn tương ứng. Độ chính xác kém nhất là LR là một kết quả hợp lý do thuật toán áp dụng cho bài toán tuyến tính, nhưng rõ ràng thời gian chạy của LR nhanh nhất chỉ từ 3-5 giây so với hai thuật toán còn lại đòi hỏi nỗ lực tính toán cao hơn đặc biệt là RF gấp 60 lần so với LR và vẫn cần nhiều nỗ lực tính toán hơn khi có cùng độ chính xác ở số mẫu 10.000 so với DL (Bảng 3) và các hình 3,4,5.

Bảng 3: Hiệu suất các thuật toán ML cho khung thép 5 nhịp x 14 tầng

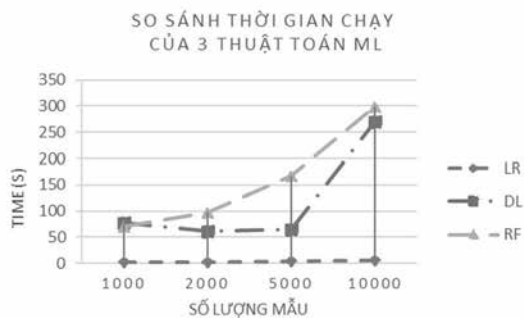
Mẫu đào tạo	Số liệu nghiên cứu	LR	DL	RF
1.000	MSE	4.15E-01	3.16E-01	2.18E-01
	$R^2$	35,18%	53,11%	66,72%
	Thời gian (giây)	3	78	70
2.000	MSE	3.48E-01	2.66E-01	1.65E-01
	$R^2$	50,05%	65,88%	75,30%
	Thời gian (giây)	3	61	98
5.000	MSE	3.12 E-01	2.35E-01	1.19E-01
	$R^2$	54,93%	76,81%	82,82%
	Thời gian (giây)	4	66	168
10.000	MSE	3.00E-01	1.88E-01	9.82E-02
	$R^2$	56,56%	86,24%	86,45%
	Thời gian (giây)	5	270	299



Hình 3: So sánh MSE của ba thuật toán ML



Hình 4: So sánh  $R^2$  của ba thuật toán ML



Hình 5: So sánh thời gian chạy của ba thuật toán ML

#### 4. KẾT LUẬN

Bài báo so sánh ba thuật toán ML bao gồm hồi quy tuyến tính (LR), học sâu (DL), Rừng ngẫu nhiên (RF) vào dự đoán hệ số chịu tải cực hạn của khung thép cho thấy RF và DL có hiệu suất tốt nhất khi số lượng mẫu học lớn, khi số lượng mẫu nhỏ hơn thì RF cho thấy hiệu suất cao hơn nhưng thời gian tính toán cần nhiều hơn so với hai thuật toán còn lại, LR cho độ chính xác thấp nhất nhưng với thời gian chạy rất ngắn nên không phù hợp cho bài toán khung thép phi tuyến. Do không có một thuật toán ML cố định nào phù hợp cho toàn bộ các bài toán trong thiết kế kỹ thuật xây dựng nói chung và kết cấu khung thép nói riêng nên vẫn cần có các nghiên cứu tiếp theo để cải thiện hiệu suất dự đoán ứng xử hay khả năng chịu tải cực hạn của khung và giảm thiểu các nỗ lực tính toán.

#### Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Bộ Giáo dục và Đào tạo trong đề tài mã số B2022-XDA-07.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Kim SE; Truong VH. Reliability evaluation of semirigid steel frames using advanced analysis. *Journal of Structural Engineering* 2020; 146(5): 04020064.
- [2] Truong VH, Nguyen PC, Kim SE. An efficient method for optimizing space steel frames with semi-rigid joints using practical advanced analysis and the micro-genetic algorithm. *Journal of Constructional steel research* 2017; 128: 416-427.
- [3] Truong VH, Kim SE. A robust method for optimization of semi-rigid steel frames subject to seismic loading. *Journal of Constructional Steel Research* 2018; 145: 184-195.
- [4] Ky VS, Tangaramvong S, Thepchatri T. Inelastic analysis for the post-collapse behavior of concrete encased steel composite columns under axial compression. *Steel and Composite Structures* 2015;19:1237-58.
- [5] Truong VH, Pham HA, Van TH, Tangaramvong S. Evaluation of machine learning models for load-carrying capacity assessment of semi-rigid steel structures. *Engineering Structures* 2022; 273: 115001.
- [6] Pham HA, Truong VH, Tran MT. Fuzzy static finite element analysis for functionally graded structures with semi-rigid connections. *Structures* 2020; 26: 639-650.
- [7] Pham HA, Truong VH, Vu TC. Fuzzy finite element analysis for free vibration response of functionally graded semi-rigid frame structures. *Applied Mathematical Modelling* 2020; 88: 852-869.
- [8] González MP, Zapico JL. Seismic damage identification in buildings using neural networks and modal data. *Computers & Structures* 2008; 86(3-5):416-426.
- [9] Sun H, Burton HV, Huang HL. Machine learning applications for building structural design and performance assessment: state-of-the-art review. *Journal of Building Engineering* 2021; 33: 101816.
- [10] Zhang Y, Burton HV, Sun H, Shokrabadi M. A machine learning framework for assessing post - earthquake structural safety. *Structural Safety* 2018; 72: 1 - 16 .
- [11] Mangalathu S, Jeon JS. Classification of failure mode and prediction of shear strength for reinforced concrete beam-column joints using machine learning techniques. *Engineering Structures* 2018; 160: 85 - 94.
- [12] Paal SG, Jeon JS, Brilakis I, DesRoches R. Automated damage index estimation of reinforced concrete columns for post - earthquake evaluations. *Journal of Structural Engineering* 2015; 141(9): 04014228 .
- [13] Hwang SH, Lignos DG. Assessment of structural damage detection methods for steel structures using full-scale experimental data and nonlinear analysis. *Bulletin of Earthquake Engineering* 2018; 16(7): 2971-2999.
- [14] Afshari SS, Enayatollahi F, Xu X, Liang XH. Machine learning-based methods in structural reliability analysis: A review. *Reliability Engineering and System Safety* 2022; 219: 108223.
- [15] Vu, Q., Truong, V. & Thai, H. Machine learning-based prediction of CFST columns using gradient tree boosting algorithm. *Composite Structures* 2021; Volume 259, p. 113505.
- [16] Truong, V., Vu, Q., Thai, H. & Ha, M. A robust method for safety evaluation of steel trusses using Gradient Tree Boosting algorithm. *Advances in Engineering Software* 2020; Volume 147, p. 102825.
- [17] Truong VH, Pham HA. Support vector machine for regression of ultimate strength of trusses: A comparative study. *Engineering Journal* 2021; 25(7): 157-166.
- [18] Kim, S. et al. Comparison of machine learning algorithms for regression and classification of ultimate load-carrying capacity of steel frames. *Steel and Composite Structures* 2020; 37(2), pp. 193-209.
- [19] Rahman, J. & et, a. Data-driven shear strength prediction of steel fiber reinforced concrete beams using machine learning approach. *Engineering Structures* 2021; Volume 233, p. 111743.
- [20] Xu, Y., Zheng, B. & Zhang, M. Capacity prediction of cold-formed stainless steel tubular columns using machine learning methods. *Journal of Constructional Steel Research* 2021; Volume 182, p. 106682.
- [21] Thai HT, Kim SE. Nonlinear inelastic analysis of space frames. *Journal of Constructional Steel Research* 2011; 67(4), 585-592.
- [22] Thai HT, Kim SE. Practical advanced analysis software for nonlinear inelastic dynamic analysis of space steel structures. *Journal of Constructional Steel Research* 2011; 67(3): 453-461.
- [23] Breiman L. Bagging predictors. *Machine Learning* 1996; 26(2): 123-140.
- [24] Amrani, Y, Lazaar, M, Kadiri, K. "Random forest and support vector machine based hybrid approach to sentiment analysis". *Procedia Computer Science* 2018; 127 : 511-520.