

Proceedings of the 22nd Conference on Students' Scientific Research



KỶ YẾU

HỘI NGHỊ SINH VIÊN NGHIÊN CỨU KHOA HỌC LẦN THỨ 22

Proceedings of the 22nd Conference on Students' Scientific Research

Số 22(2023)

Biên tập: Phan Hoàng Nam, Nguyễn Đức Tuấn

KHOA XÂY DỰNG CẦU ĐƯỜNG - TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA

Địa chỉ: 54 Nguyễn Lương Bằng, Hòa Khánh Bắc, Liên Chiểu, Đà Nẵng

Điện thoại: (+84) 02363 841297

Email: khoaxdcd@dut.udn.vn

Website: cauduongbkdn.dut.udn.vn



ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG - TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA
KHOA XÂY DỰNG CẦU ĐƯỜNG



TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA – ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG
KHOA XÂY DỰNG CẦU ĐƯỜNG

KỶ YẾU

HỘI NGHỊ SINH VIÊN NGHIÊN CỨU KHOA HỌC LẦN THỨ 22
Proceedings of the 22nd Conference on Students' Scientific
Research

Số: 22(2023)

Biên tập & Xuất bản

Phan Hoàng Nam, Nguyễn Đức Tuấn

Đà Nẵng, 2023

ĐƠN VỊ TỔ CHỨC



TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA – ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG
KHOA XÂY DỰNG CẦU ĐƯỜNG

BAN TỔ CHỨC

TS. Phan Hoàng Nam

TS. Phạm Ngọc Phương

TS. Phạm Văn Ngọc

ThS. Nguyễn Đức Tuấn

ThS. Lê Thị Ái Thi

BAN KHOA HỌC

GS.TS. Hoàng Phương Hoa Trường Đại học Bách khoa

TS. Phạm Ngọc Phương Trường Đại học Bách khoa

TS. Phạm Văn Ngọc Trường Đại học Bách khoa

TS. Nguyễn Văn Quang Trường Đại học Bách khoa

ThS. Trần Thị Thu Thảo Trường Đại học Bách khoa

LỜI MỞ ĐẦU

Nghiên cứu khoa học là một hoạt động có ý nghĩa đặc biệt quan trọng đối với sinh viên trên con đường khám phá tri thức của nhân loại. Đối với Khoa Xây dựng Cầu đường, đây là một trong những hoạt động truyền thống và tiêu biểu nhất. Hoạt động nghiên cứu khoa học của giảng viên và sinh viên luôn được đẩy mạnh, gia tăng về số lượng và chất lượng nghiên cứu. Trong năm qua, Khoa được ghi nhận là tập thể có thành tích nghiên cứu khoa học xuất sắc nhất. Nhiều cá nhân trong khoa dẫn đầu toàn trường về công bố khoa học quốc tế.

Được bắt đầu từ năm 2002, đến nay hoạt động sinh viên nghiên cứu khoa học của Khoa Xây dựng Cầu đường đã trải qua 21 năm, với nhiều bề dày thành tích trong hoạt động chung của Nhà trường. Hội nghị Sinh viên Nghiên cứu khoa học năm nay đã thu hút 7 nghiên cứu của các nhóm sinh viên các khóa từ 20 đến 22. Các nghiên cứu đã chuyển dịch gần với xu hướng quốc tế hóa, khi nhiều công trình có hàm lượng khoa học cao và mang tính ứng dụng thực tiễn.

Trong hội nghị lần này, có các nghiên cứu phát triển các loại vật liệu mới dựa trên nghiên cứu sự ứng xử của vật liệu trong cấu kiện bằng phương pháp mô phỏng. Bên cạnh đó các ứng dụng của trí tuệ nhân tạo nói chung và kỹ thuật học máy nói riêng cũng được sinh viên sử dụng rộng rãi trong các nghiên cứu của mình. Cùng với đó là nghiên cứu về hành vi giao thông cũng là một hướng nghiên cứu được sinh viên thực hiện.

Dù số lượng và chất lượng các bài viết còn những hạn chế nhất định, song cuốn kỷ yếu là sản phẩm khoa học ghi nhận những nỗ lực đáng tự hào của thầy trò Khoa Xây dựng Cầu đường. Mong rằng đây là động lực để thầy trò trong Khoa phát huy tối đa năng lực nghiên cứu khoa học trong thời gian tới.

Xin trân trọng cảm ơn sự nhiệt tình và tâm huyết của các nhóm tác giả và thầy cô hướng dẫn!

TM. BAN BIÊN TẬP

TS. Phan Hoàng Nam

MỤC LỤC

Nghiên cứu ảnh hưởng đường cong cấp phối hạt trong cốt liệu chịu nén đến một số đặc tính cơ lý bằng phương pháp mô phỏng số DEM	1
<i>SVTH: Hà Văn Huy</i> <i>GVHD: TS. Trần Đình Minh, TS. Võ Thành Trung</i>	
Nghiên cứu các yếu tố ảnh hưởng đến ý định sử dụng xe máy điện và xe đạp điện đối với học sinh và sinh viên ở TP Đà Nẵng	7
<i>SVTH: Lê Thảo Vy, Phạm Trường Thịnh, Võ Ngọc Lâm, Dương Hoàng Ân</i> <i>GVHD: TS. Trần Đình Minh, ThS. Hà Anh Đức</i>	
Phát triển mô hình phân loại kiểu phá hoại và ước lượng cường độ kết dính của cốt FRP trong bê tông bằng các kỹ thuật học máy trên bộ dữ liệu thí nghiệm	13
<i>SVTH: Trần Lê Anh Đức, Nguyễn Anh Tín</i> <i>GVHD: TS. Phan Hoàng Nam, TS. Nguyễn Minh Hải</i>	
Nghiên cứu mô phỏng ứng xử cấu kiện chịu uốn sử dụng ván khuôn đúc sẵn được làm bằng bê tông cường độ cao và lưới gia cường	21
<i>SVTH: Trần Hữu Thái, Đào Việt Tâm, Phạm Thanh Tuấn, Võ Minh Quân</i> <i>CBHD: TS. Nguyễn Minh Hải, TS. Phan Hoàng Nam, KS. Trần Văn Rin</i>	
Nghiên cứu hệ thống cảnh báo lụt thông minh cho thành phố Đà Nẵng. Phần 1: Kỹ thuật học máy để nhận diện mức độ lụt thông qua camera giao thông	29
<i>SVTH: Huỳnh.N.T Phú, Phạm.X Yến, Trần.T.T Vy, Nguyễn.V.T Thành, Nguyễn.Đ Giáp</i> <i>GVHD: Đỗ Việt Hải</i>	
Phát triển mô hình dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thép được gia cường bằng tấm sợi carbon dựa trên mô hình Ensemble Learning	35
<i>SVTH: Nguyễn Hưng Thịnh, Đoàn Đại Hưng, Võ Quang Vinh</i> <i>GVHD: TS. Phan Hoàng Nam, TS. Đỗ Việt Hải</i>	
Nghiên cứu tổng quan về sử dụng kỹ thuật học máy trong thiết kế cấp phối bê tông	41
<i>SVTH: Huỳnh Đỗ Quang Vinh, Ngô Văn Long, Trương Văn Tin, Lê Văn Bắc; Võ Sỹ An</i> <i>GVHD: TS. Đỗ Việt Hải, TS. Nguyễn Minh Hải</i>	

NGHIÊN CỨU ẢNH HƯỞNG ĐƯỜNG CONG CẤP PHỐI HẠT TRONG CỐT LIỆU CHỊU NÉN ĐẾN MỘT SỐ ĐẶC TÍNH CƠ LÝ BẰNG PHƯƠNG PHÁP MÔ PHỎNG SỐ DEM

STUDYING THE INFLUENCE OF GRAIN SIZE DISTRIBUTION IN COMPRESSIVE STRENGTH OF AGGREGATES ON MECHANICAL PROPERTIES USING THE DISCRETE ELEMENT METHOD (DEM)

SVTH: Hà Văn Huy

21X3B, Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách Khoa – Đại học Đà Nẵng;
Email: havanhuy26052003@gmail.com

GVHD: TS. Trần Đình Minh¹, TS. Võ Thành Trung²

¹Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách Khoa – Đại học Đà Nẵng;

²Khoa Kỹ thuật công trình giao thông, Trường Đại học Kiến Trúc;
Email: tdminh@dut.udn.vn; trungvt@dau.edu.vn

Tóm tắt - Nghiên cứu sử dụng mô hình nén mẫu vật liệu hình vuông để khảo sát một số đặc tính cơ lý và cơ học của cốt liệu. Phương pháp này là kết quả của việc phát triển từ phương pháp phân tử rời rạc truyền thống, kết hợp với sự áp dụng của các quy luật kết dính của các mao quản, được đặc trưng bởi lực kết dính và lực nhớt. Bài báo làm rõ tác động của đường cong phối hạt (GSD) trong việc chịu nén cốt liệu, trọng lượng riêng cùng với tốc độ nén đến một số đặc tính cơ lý của vật liệu. Các khối cốt liệu ướt thể hiện tính linh hoạt và không bị phá hủy ngay lập tức do việc tái sắp xếp hạt bên trong và tác động của lực kéo có hướng vuông góc với hướng tác động của lực. Những kết quả này được xem xét là hợp lý, làm nổi bật khả năng ứng dụng tiềm năng của phương pháp phân tử rời rạc nâng cao trong mô phỏng cốt liệu.

Từ khóa – Cốt liệu; cấp phối; dung trọng; cường độ chịu nén; phân tử rời rạc.

1. Giới thiệu

Nghiên cứu về ảnh hưởng của đường cong cấp phối hạt trong cốt liệu chịu nén đến các đặc tính cơ lý là một phần quan trọng trong lĩnh vực vật liệu và cơ học vật liệu [1-3]. Điều này thường được tiếp cận thông qua việc sử dụng các phương pháp mô phỏng số, trong đó phương pháp phân tử rời rạc (DEM) đóng vai trò quan trọng [4]. Phương pháp DEM đã trở thành một công cụ mô phỏng mạnh mẽ cho việc nghiên cứu các tương tác phức tạp giữa các hạt trong vật liệu [5]. Bằng cách áp dụng các phương trình vận động cho từng hạt đơn lẻ, phương pháp này giải quyết những tương tác phức tạp giữa các hạt thông qua việc mô tả các lực đàn hồi và lực ma sát [6, 7]. Điều này giúp mô hình hóa chính xác hơn cách mà các hạt phản ứng và di chuyển trong môi trường của chúng, do đó cho phép chúng ta không chỉ mô phỏng mà còn hiểu sâu hơn về cách các hạt trong cấu trúc tương tác, di chuyển, và phản ứng khi chịu tác động nén.

Tuy nhiên, trong cốt liệu hạt tương tác giữa các hạt không chỉ đơn thuần là sự tương tác cơ học bởi các lực đàn hồi và ma sát giữa chúng mà còn liên quan đến lực của chất lỏng xen kẽ bên trong môi trường hạt [8-10]. Trong các môi trường hạt không bão hòa, sự hiện diện của chất lỏng là yếu tố quyết định trong việc xác định sự ổn định và độ cứng của cấu trúc hạt [11, 12]. Chất lỏng xen kẽ này có thể thể hiện sự biến đổi qua các khía cạnh, từ khả năng thấm qua

Abstract - The study employs a compression model of square material samples to investigate the physical and mechanical properties of aggregates. This method is an outcome of evolving from the traditional discrete element method, combined with the application of binding laws of lattice structures characterized by cohesive and viscous forces. The article elucidates the impact of the grain size distribution (GSD) on the compression strength of aggregates, its density, and the compressive velocity on physical characteristics. Material-wet aggregates exhibit flexibility and are not instantly destroyed due to the reorganization of particles within and the influence of tensile forces perpendicular to the applied force direction. These findings are considered reasonable, highlighting the potential application of an enhanced discrete element method in aggregate simulation.

Keywords - Aggregates; gradation; density; compressive strength; discrete element method.

đến quá trình ngưng tụ, tạo ra các cầu mao mạch hoặc các cấu trúc tương tự như kết cấu sợi nối giữa các hạt [11-14]. Điều này làm thay đổi đáng kể cách mà các hạt tương tác với nhau và cung cấp thêm sự ổn định, ảnh hưởng đến khả năng chịu lực và sự đàn hồi của vật liệu.

Trong các nghiên cứu trước đây chỉ ra rằng, cường độ chịu nén của vật liệu cốt được đánh giá dựa trên thành phần cấp phối hạt, tức là cách mà các hạt trong cấu trúc được sắp xếp và đặt vị trí [1, 2]. Ngoài ra, tốc độ nén và mức độ đầm chặt của vật liệu cũng có vai trò quan trọng trong việc ảnh hưởng đến khả năng chịu nén của cốt liệu [3, 15, 16]. Quá trình nén cốt liệu với tốc độ khác nhau hoặc mức độ đầm chặt khác nhau có thể tạo ra những biến đổi đáng kể trong cấu trúc của vật liệu và do đó, ảnh hưởng đến khả năng chịu lực nén của nó. Những yếu tố này cùng đóng vai trò quan trọng trong việc hiểu và dự đoán đặc tính cơ học của vật liệu cốt trong các ứng dụng thực tế.

Nghiên cứu về ảnh hưởng của đường cong cấp phối hạt đến các đặc tính cơ lý của vật liệu chịu nén thông qua phương pháp DEM không chỉ giúp chúng ta hiểu rõ hơn về cấu trúc nội bộ của vật liệu mà còn cho cái nhìn sâu sắc về cách các đặc tính cơ học của nó có thể thay đổi dựa trên sự sắp xếp, định hình của các hạt hoặc trong điều kiện tải trọng khác nhau. Sự thay đổi của đặc tính cơ lý như khả năng chịu lực, tính đàn hồi, hay thậm chí là sự biến đổi về hình dạng và cấu trúc của vật liệu có thể được phản ánh thông

qua nghiên cứu này.

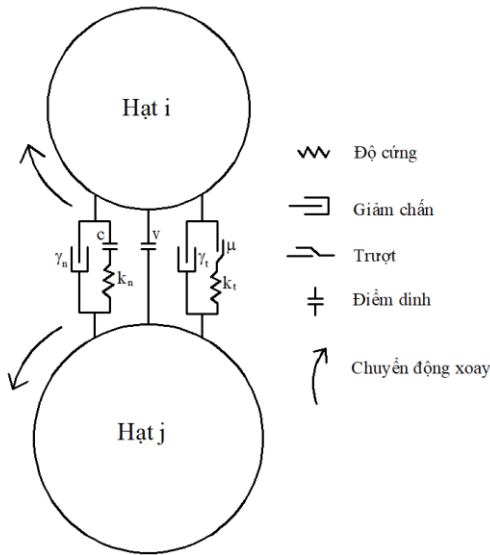
Kết quả của nghiên cứu cho thấy sự nhất quán và tiềm năng của việc sử dụng phương pháp mô phỏng DEM để nâng cao sự hiểu biết về cốt liệu hạt. Sự tìm thấy này có thể mang lại những thông tin quý báu về khả năng chịu lực, tính linh hoạt của vật liệu trong các ứng dụng thực tế, từ ngành xây dựng đến công nghệ vật liệu và ngành công nghiệp sản xuất. Điều này giúp tối ưu hóa thiết kế, cải thiện hiệu suất và độ bền của các vật liệu trong các ứng dụng khác nhau.

2. Phương pháp phần tử rời rạc

Ở công việc hiện tại, các mô phỏng được mô hình hóa sử dụng cFGD-3D++code đã phát triển mô phỏng vật liệu dạng hạt. Mã số dựa vào nền tảng của phương pháp phần tử rời rạc với có sẵn của tương tác rắn lỏng. DEM nâng cao, phương trình chuyển động của hạt *i* với bán kính *R_i* là được điều chỉnh bởi định luật hai newton [5]:

$$m_i \frac{d^2 r_i}{dt^2} = \sum_j [(f_n^{ij} + f_c^{ij} + f_v^{ij})n^{ij} + f_t^{ij}t^{ij}] + m_i g \quad (1)$$

Trong đó, *m_i* và *r_i* là vector khối lượng và vị trí của hạt *i*. Hạt *j* là hạt lân cận của hạt *i*. Là vector gia tốc trọng trường. *n^{ij}* và *t^{ij}* là các vector đơn vị vuông góc và trong mặt phẳng tiếp xúc. *f_n* là lực tiếp xúc pháp tuyến giữa hai hạt. *f_c* và *f_v* là lực dính mao dẫn pháp tuyến và lực nhớt pháp tuyến, và *f_t* biểu thị lực tiếp tuyến, được thể hiện rõ ở hình 1.



Hình 1. Mô hình tương tác giữa 2 hạt thứ cấp *i* và *j* có xét thêm lực dính

Lực tiếp xúc pháp tuyến *f_n* = *f_n^d* + *f_n^e*, trong đó *f_n^d* = *γ_nδ_n* là lực giảm chấn pháp tuyến, tỉ lệ thuận với vận tốc pháp tuyến *δ_n*, trong đó *γ_n* là tham số giảm chấn pháp tuyến. *f_n^e* = *k_nδ_n* là lực đàn hồi pháp tuyến, tỉ lệ thuận với khoảng cách *δ_n* và độ cứng pháp tuyến *k_n*.

Lực tiếp tuyến *f_t* là giá trị nhỏ nhất của tổng lực đàn hồi tiếp tuyến *f_t^e* = *k_tδ_t* và lực giảm chấn tiếp tuyến *f_t^d* = *γ_tδ_t* và ngưỡng lực *μf_n* theo định luật ma sát Coulumb, trong đó *k_t* và *γ_t* là độ cứng tiếp tuyến và tham số giảm chấn tiếp tuyến. *δ_t* và *δ_t^o* là độ dịch tuyến tiếp tuyến tương đối và vận tốc tiếp tuyến tương đối giữa hạt *i* và *j* [17].

Lực dính mao dẫn *f_c* giữa hai hạt phụ thuộc vào thể tích liên kết mao dẫn *V_b*, sức căng bề mặt hơi-lỏng *γ_s*, và góc tiếp xúc lỏng rắn *θ*. Lực dính được thể hiện bởi [11, 18]:

$$f_c = \begin{cases} -\xi R \text{ khi } \delta_n \leq 0 \\ -\xi Re \frac{\delta_n}{\lambda} \text{ khi } 0 \leq \delta_n \leq d_{rupt} \\ 0 \text{ khi } \delta_n \geq d_{rupt} \end{cases} \quad (2)$$

Trong đó, *ξ* = 2*πγ_scosθ* là tiền tố của lực dính cầu mao dẫn. *R* = √*R_iR_j* là bán kính trung bình của hai hạt *i* và *j* trong tiếp xúc. *λ* là chiều dài đặc trưng, có xét đến sự suy giảm của lực dính cầu mao dẫn khi xu hướng khoảng cách tăng lên. *d_{rupt}* là khoảng cách gỡ bỏ liên kết, được thể hiện bởi:

$$d_{rupt} = \left(1 + \frac{\theta}{2}\right)^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

Lực nhớt pháp tuyến là do ảnh hưởng bôi trơn của chất lỏng rỗng buộc, được đưa ra bởi [19]:

$$f_v = \begin{cases} \frac{3}{2} \pi R^2 \eta \frac{v_n}{\delta_0} \text{ khi } \delta_n \leq 0 \\ \frac{3}{2} \pi R^2 \eta \frac{v_n}{\delta_n + \delta_0} \text{ khi } 0 \leq \delta_n \leq d_{rupt} \\ 0 \text{ khi } \delta_n \geq d_{rupt} \end{cases} \quad (4)$$

Trong đó, *η* biểu thị độ nhớt chất lỏng, *v_n* và *δ₀* là vận tốc tương đối và độ dài đặc trưng của sự gõ ghè của hạt. Tất cả tham số mô phỏng sử dụng trong bài báo được đưa ra ở bảng 1.

Bảng 1. Tham số mô phỏng

Tham số	Kí hiệu	Giá trị	Đơn vị
Tỉ trọng hạt	<i>ρ</i>	2600	Kg.m ⁻³
Ma sát của hạt	<i>μ</i>	0.4	
Độ cứng pháp tuyến	<i>k_n</i>	10 ⁶	N/m
Độ cứng tiếp tuyến	<i>k_t</i>	8.10 ⁵	N/m
Giảm chấn pháp tuyến	<i>γ_n</i>	0.5	Ns/m
Giảm chấn tiếp tuyến	<i>γ_t</i>	0.5	Ns/m
Độ nhớt của chất lỏng	<i>η</i>	1.0	mPa.s
Bước thời gian	<i>Δt</i>	2.10 ⁻⁷	s

Để tạo ra các mẫu cốt liệu hình khối vuông, trước tiên chúng tôi chuẩn bị một mẫu hình khối được tạo ra từ ba nhóm hạt có kích thước khác nhau dưới quá trình nén đẳng hướng. Đường kính hạt đa dạng nằm trong phạm vi từ 2÷7.5 mm tương ứng với ba loại kích thước hạt: lớn, vừa và nhỏ. Sự phân bố kích thước hạt được giả định đồng đều bằng cách sử dụng phân thể tích hạt dẫn đến việc sắp xếp các vật liệu dạng hạt trong mẫu.

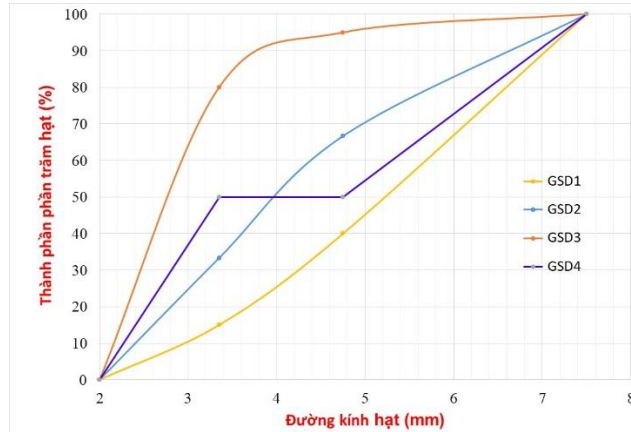
Trong mô phỏng này, nhóm tác giả giữ nguyên giá trị của lực dính mao dẫn *f_c* và lực nhớt pháp tuyến *f_v*. Sau khi đạt tới trạng thái cân bằng, tác dụng một vận tốc hướng xuống không đổi lên tấm ép trên cùng để nén cốt liệu theo một trục, trong khi tấm lót dưới được cố định, được thể hiện trong hình

3. Kết quả nghiên cứu

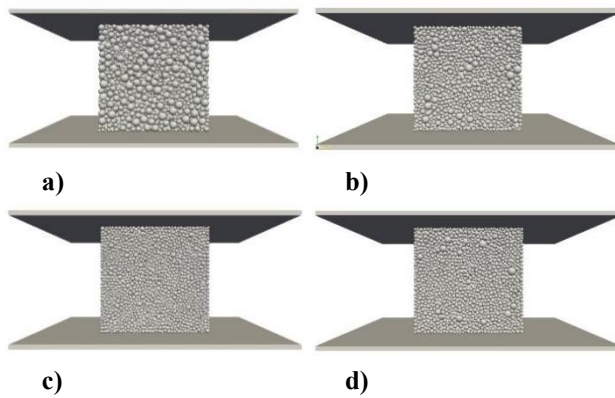
3.1.1. Ảnh hưởng của đường cong cấp phối hạt

Cốt liệu trong DEM được nén với vận tốc nén hướng xuống không đổi *v* = 0.01 m/s, nhưng các cấp phối hạt (GSD) thì đa dạng GSD1, GSD2, GSD3 và GSD4 (xem hình 2). Hình 3 thể hiện sự phân bố cấu trúc hạt trong cốt liệu, hình 3a thể hiện cốt liệu với GSD1 tương ứng hàm lượng hạt lớn chiếm chủ yếu, hình 3b thể hiện cốt liệu với

GSD2 tương ứng hàm lượng hạt phân phối đều, hình 3c thể hiện cốt liệu với GSD3 tương ứng hàm lượng hạt nhỏ chiếm đa số, trong khi đó hình 3d thể hiện cốt liệu GSD4 tương tự GSD2 nhưng bỏ đi hàm lượng hạt vừa, chỉ có hạt nhỏ và hạt to.

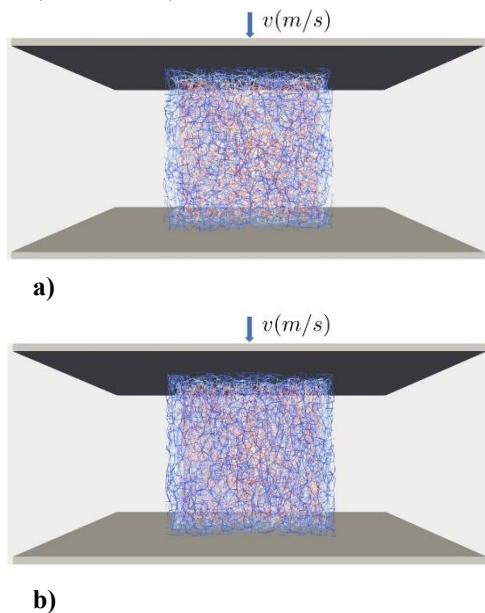


Hình 2. Đường cong cấp phối hạt



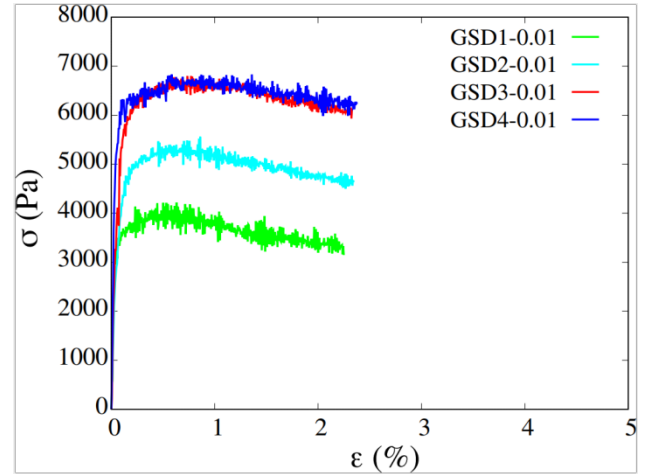
Hình 3. Mô hình thí nghiệm nén một trục với các mẫu có thành phần cấp phối khác nhau.

Ngoài ra, hình 3 (a), (b), (c), và (d) minh họa quá trình thí nghiệm nén xuyên tâm của bốn mẫu cốt liệu khi bắt đầu nén. Tường bên dưới của mẫu cốt liệu được cố định, trong khi tường bên trên chịu tác động của một lực với vận tốc không đổi ($v = 0.01\text{m/s}$).



Hình 4. Sơ đồ phân bố lực bên trong cốt liệu GSD2: a) bắt đầu gia tải b) khi ứng suất lớn nhất

Khi thí nghiệm bắt đầu, một số hạt sơ cấp tiếp xúc với thành trên và thành dưới. Số lượng hạt sơ cấp tiếp xúc với thành tăng lên do biến dạng của cốt liệu. Tuy nhiên, cốt liệu không bị vỡ thành các phần riêng lẻ do tác động của khoảng cách tách rời giữa các hạt nhờ vào lực dính mao dẫn. Ngoài ra, số lượng hạt tương tác giữa các hạt tăng lên khi gia tải được thể hiện rõ trong sơ đồ phân bố lực từ ban đầu đến khi ứng suất đạt lớn nhất (xem hình 4).



Hình 5. Sự phát triển của ứng suất thẳng đứng trung bình và biến dạng thẳng đứng tích lũy của các mẫu với thành phần cấp phối khác nhau ($v = 0.01\text{ m/s}$)

Hình 5 thể hiện tiến trình ứng suất thẳng đứng trung bình σ và biến dạng thẳng đứng tích lũy ε của bốn mẫu có thành phần cấp phối ở trên, ứng suất này được xác định với phương trình như sau:

$$\sigma = \frac{1}{V_g} \sum_{k=1}^{N_b} f_z^k l_z^k = n_b \langle f_z^k l_z^k \rangle_k \quad (5)$$

Trong đó:

V_g : là thể tích của mẫu hình hộp vuông

n_b : số lượng tương tác dính kết của mẫu

f_z^k và l_z^k : là lực tương tác và khoảng cách giữa các hạt theo phương z (phương đứng) tại tương tác thứ k.

Kết quả chỉ ra rằng ban đầu giá trị ứng suất thẳng đứng trung bình bằng không trước khi xảy ra va chạm với mặt phẳng cứng tương ứng đến sự ổn định của cốt liệu. Sau đó, ứng suất thẳng đứng trung bình đột ngột tăng nhanh ở giai đoạn tác động và sau đó đạt đến trạng thái ổn định trước khi cốt liệu bắt đầu bị phá hủy do mất liên kết mao dẫn.

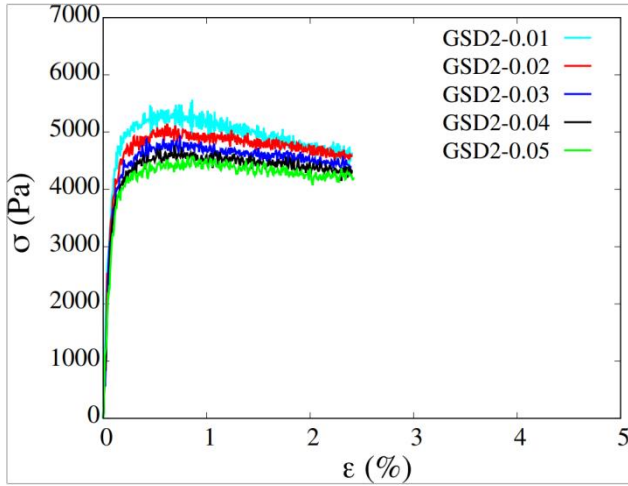
Mẫu cốt liệu GSD4 chỉ chứa hai nhóm hạt có kích thước lớn và nhỏ đạt giá trị ứng suất thẳng đứng trung bình cao nhất. Đối với các mẫu với ba loại hạt lớn, vừa và nhỏ, ứng suất được ghi nhận giảm dần cùng với sự giảm dần của hàm lượng nhóm hạt nhỏ, nghĩa là ứng suất mẫu cốt liệu GSD3 lớn hơn cốt liệu GSD2 và ứng suất cốt liệu GSD2 lớn hơn cốt liệu GSD1.

Kết quả trên có thể được hiểu rằng mẫu cốt liệu GSD4 có hàm lượng hạt nhỏ và lớn tương đương nhau, điều này dẫn đến sự sắp xếp các nhóm hạt khá hợp lý. Các hạt lớn tạo thành khung sườn chịu lực chính, các hạt nhỏ lấp những lỗ hổng giữa các hạt lớn làm tăng tính ổn định, giúp độ bền cơ học của cốt liệu tăng lên. Do vậy, việc lựa chọn cấp phối cho cốt liệu là đặc biệt quan trọng.

Kết quả của 3 mẫu cốt liệu GSD1, GSD2, và GSD3 thể hiện rõ sự làm việc giữa các nhóm hạt. Khi cốt liệu có hàm lượng hạt nhỏ cao, đồng nghĩa với số liên kết trong cốt liệu tăng lên, điều này cũng làm cho độ bền cơ học của cốt liệu

tăng, nhưng khi cường độ nén tăng lên các liên kết đó dần bị mất đi, lúc này cốt liệu không có khung chịu lực sẽ dần bị phá hoại. Ngược lại, hàm lượng hạt lớn quá cao so với lượng hạt nhỏ có trong cốt liệu, các hạt nhỏ không đủ khả năng lấp đầy các khoảng trống do hạt lớn tạo ra, điều này khiến cho số liên kết trong cốt liệu giảm đi, dẫn đến sự suy giảm đáng kể cường độ của cốt liệu.

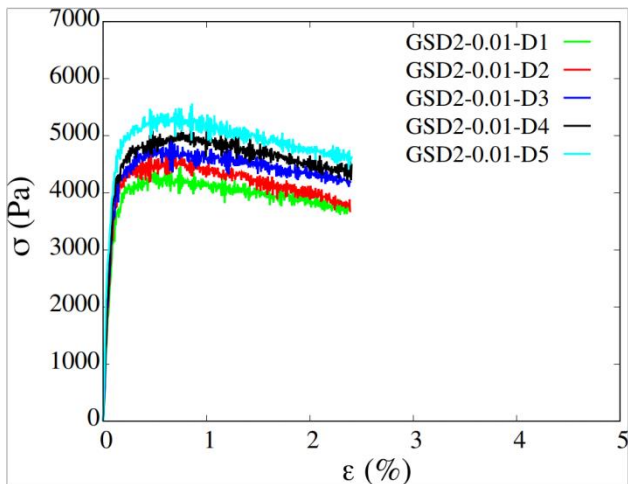
3.1.2. Ảnh hưởng của vận tốc nén



Hình 6. Sự phát triển của ứng suất thẳng đứng trung bình và biến dạng thẳng đứng tích lũy với các giá trị vận tốc nén khác nhau lên mẫu cốt liệu GSD2

Hình 6 thể hiện tiến trình ứng suất thẳng đứng trung bình và biến dạng thẳng đứng tích lũy ϵ của mẫu cốt liệu GSD2 với các giá trị vận tốc tương ứng từ 0.01 m/s đến 0.05 m/s. Kết quả chỉ ra rằng ứng suất thẳng đứng trung bình đạt được khi nén mẫu cốt liệu với vận tốc 0.01 m/s đạt giá trị lớn nhất. Đồng thời khi vận tốc nén tăng lên thì các giá trị ứng suất thẳng đứng trung bình đạt được giảm dần. Kết quả này cho thấy ảnh hưởng của vận tốc nén lên sự phát triển ứng suất của mẫu cốt liệu là đáng kể, việc vận tốc nén quá nhanh có thể gây ra các tác động tương đối với cấu trúc của vật liệu. Dẫn đến việc ứng suất thu được của cốt liệu có chưa được chính xác. Do đó, việc sử dụng vận tốc nén phù hợp là rất quan trọng để đạt được ứng suất nén mong muốn trong quá trình thí nghiệm nén mà vẫn đảm bảo tính chất cơ học của mẫu cốt liệu.

3.1.3. Ảnh hưởng của trọng lượng riêng của mẫu



Hình 7. Sự phát triển của ứng suất thẳng đứng trung bình và biến dạng thẳng đứng tích lũy với trọng lượng riêng khác nhau ($v = 0.01$ m/s)

Hình 7 thể hiện tiến trình ứng suất thẳng đứng trung

bình và biến dạng thẳng đứng tích lũy ϵ của mẫu cốt liệu GSD2 với các giá trị tỉ trọng khác nhau được nén với vận tốc $v = 0.01$ m/s. Bằng cách thay đổi thể tích của mẫu GSD2 nhưng vẫn giữ nguyên cấp phối hạt ban đầu tức là vẫn giữ lại khối lượng của mẫu, từ đó thu được các mẫu cốt liệu có trọng lượng riêng khác nhau D1, D2, D3, D4, và D5 tương ứng với các giá trị 14.65 (kN/m³), 14.80 (kN/m³), 14.93 (kN/m³), 15.06 (kN/m³), và 15.20 (kN/m³). Quá trình này tương đương với việc thay đổi độ chặt của mẫu cốt liệu ban đầu, trong đó mẫu có thể tích nhỏ hơn sẽ có độ chặt cao hơn. Kết quả mô phỏng nén đẳng hướng với vận tốc không đổi $v = 0.01$ m/s cho thấy ứng suất thẳng đứng trung bình đạt giá trị lớn nhất khi nén mẫu cốt liệu có trọng lượng riêng lớn nhất D5. Các mẫu còn lại D1, D2, D3, D4 có giá trị ứng suất giảm dần khi trọng lượng riêng của mẫu giảm. Kết quả này là minh chứng cho ảnh hưởng đáng kể của trọng lượng riêng đối với sự phát triển của ứng suất trong mẫu cốt liệu. Điều này cũng làm nổi bật tầm quan trọng của độ chặt trong cốt liệu, với việc cốt liệu càng chặt ứng suất nén thu được càng cao.

4. Kết luận

Trong bài báo này, chúng tôi đã nghiên cứu về ảnh hưởng của đường cong cấp phối hạt đến các đặc tính cơ lý của vật liệu chịu nén thông qua phương pháp phần tử rời rạc DEM. Đồng thời, điều tra sự ảnh hưởng của vận tốc nén và trọng lượng riêng đến cường độ nén của cốt liệu. Nghiên cứu này cho phép chúng tôi giải thích sự hình thành ứng suất trong cốt liệu, cũng như ảnh hưởng của các yếu tố tạo nên cường độ cho cốt liệu chịu nén từ đó rút ra các kết luận sau:

- Sự tương tác giữa các nhóm hạt trong cốt liệu có ảnh hưởng lớn đến độ bền cơ học của cốt liệu. Khi cốt liệu có hàm lượng hạt nhỏ cao, độ bền cơ học tăng lên do số liên kết trong cốt liệu tăng. Tuy nhiên, khi cường độ nén tăng, các liên kết này dần mất đi, làm suy giảm cường độ của cốt liệu. Ngược lại, khi hàm lượng hạt lớn quá cao so với lượng hạt nhỏ, số liên kết giảm, dẫn đến suy giảm cường độ của cốt liệu.

- Việc sử dụng vận tốc nén phù hợp là rất quan trọng để đạt được ứng suất nén mong muốn trong quá trình thí nghiệm, đồng thời vẫn đảm bảo tính chất cơ học của mẫu cốt liệu. Điều này đưa ra một minh chứng quan trọng về việc cần thiết phải kiểm soát vận tốc nén trong quá trình thí nghiệm để đảm bảo tính chính xác và đáng tin cậy của kết quả.

- Trọng lượng riêng của cốt liệu có ảnh hưởng đáng kể đến các đặc tính cơ lý của nó, bao gồm độ cứng, độ bền và khả năng chịu tải. Trọng lượng riêng càng cao thì cốt liệu sẽ cứng hơn và có khả năng chịu tải tốt hơn. Ngược lại, trọng lượng riêng thấp thì cốt liệu sẽ linh hoạt hơn và có khả năng chịu tải kém hơn.

Trong phạm vi nghiên cứu của bài báo, nhận thấy vai trò của đường cong cấp phối hạt, vận tốc nén mẫu và trọng lượng riêng là vô cùng quan trọng, đặt biệt cấp phối hạt có vai trò rất lớn đến sự hình thành đặc tính cơ học của mẫu. Do đó, việc xét đến ảnh hưởng của các tố này trong thí nghiệm và thực tế là cần thiết để khai thác tối đa khả năng của vật liệu.

Tài liệu tham khảo

[1] Jenkins, J. T., & Snowden, D. (1985). Mechanics of granular materials. John Wiley & Sons

- [2] F. Radjai, F. Dubois, "Discrete-element modeling of granular materials", Wiley-Iste, 2011.
- [3] Thornton, C., Ning, Z., & Fleck, N. A. (2001). The compaction of a granular material in a rigid die: a model problem. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 49(8), 1897-1913.
- [4] Cundall, P. A., & Strack, O. D. L. (1979). A discrete numerical model for granular assemblies. *Geotechnique*, 29(1), 47-65.
- [5] F. Radjai, F. Dubois, "Discrete-element modeling of granular materials", Wiley-Iste, 2011.
- [6] S. Luding, "Collisions and contacts between two particles, in *Physics of Dry granular media*", NATO ASI Series E350, edited by H. J. Hermann, J.-P. Hovi, and S. Luding, 1998 285
- [7] Rycroft, C. H. (2010). Viscoplasticity of a crystalline material in athermal conditions. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 58(3), 390-405.
- [8] Wang, Y., Yang, R. Y., & Yu, A. B. (2007). DEM simulation of particulate systems: A review of recent progress. *Powder Technology*, 179(3), 208-220.
- [9] Thornton, C. (2000). Numerical simulations of deviatoric shear deformation of granular media. *Geotechnique*, 50(1), 43-53.
- [10] Daouadji, A., & Besuelle, P. (2004). A bonded-particle model for rock. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 41, 1329-1364.
- [11] T.-T. Vo, S. Nezamabadi, P. Mutabaruka, J.-Y. Delenne, and F. Radjai, "Additive rheology of complex granular flows", *Nature Communications* 11, 1476, 2020.
- [12] T.-T. Vo, "Erosion dynamics of wet particle agglomerates", *Comput. Part. Mech.*, 2020.
- [13] T.-T. Vo, P. Mutabaruka, S. Nezamabadi, J.-Y. Delenne, E. Izard, R. Pellenq, F. Radjai, "Mechanical strength of wet particle agglomerates", *Mech. Res. Commun.* 92, 1, 2018.
- [14] T.-T. Vo, "Rheology and granular texture of viscoinertial simple shear flows", *J. Rheol.* 64, 1133, 2020
- [15] Johnson, K. L. (1985). *Contact mechanics*. Cambridge University Press.
- [16] Franklin, R. E., & Kuhn, W. (1955). Density determination of some aromatic hydrocarbons. *Acta Crystallographica*, 8(1), 52-55.
- [17] S. Dippel, G. G. Batrouni, D. E. Wolf, "How transversal fluctuations affect the friction of a particle on a rough incline", *Phys. Rev. E* 56, 3645, 1997.
- [18] C. Willett, M. Adans, S. Johnson, J. Seville, "Capillary bridges between two spherical bodies", *Langmuir* 16, 9396, 2000.
- [19] G. Lefebvre, P. Jop, "Erosion dynamics of a wet granular medium", *Phys. E* 8, 032205, 2013.

NGHIÊN CỨU CÁC YẾU TỐ ẢNH HƯỞNG ĐẾN Ý ĐỊNH SỬ DỤNG XE MÁY ĐIỆN VÀ XE ĐẠP ĐIỆN ĐỐI VỚI HỌC SINH VÀ SINH VIÊN Ở TP ĐÀ NẴNG

FACTORS INFLUENCING THE INTENTION TO USE ELECTRIC MOTORCYCLES AND BICYCLES AMONG STUDENTS IN DA NANG CITY

SVTH: Lê Thảo Vy, Phạm Trường Thịnh, Võ Ngọc Lâm, Dương Hoàng Ân

21X3-X3B, Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách Khoa – Đại học Đà Nẵng;

Email: lethaoVy02022003@gmail.com, phamthinhmap1982003@gmail.com,

duonghoangan19022003@gmail.com, vongoclan1212@gmail.com

GVHD: TS. Trần Đình Minh, ThS. Hà Anh Đức

Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách Khoa – Đại học Đà Nẵng;

Email: tdminh@dut.udn.vn, hahoanganhduc97@gmail.com

Tóm tắt - Bài báo này tập trung vào việc thực hiện khảo sát và phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến ý định sử dụng xe máy điện (XMD) và xe đạp điện (XDD) đối với tuổi teen tại thành phố Đà Nẵng. Đối tượng của nghiên cứu là học sinh và sinh viên trong độ tuổi từ 14 đến 20. Dữ liệu nghiên cứu được thu thập trực tiếp từ 297 người tham gia và sau đó được xử lý thông qua mô hình Structural Equation Modeling (SEM) bằng cách sử dụng phần mềm Partial Least Squares (PLS-SEM). Kết quả nghiên cứu cho thấy các yếu tố như giá trị thiết thực, thương hiệu, yếu tố tác động đến môi trường, cảm nhận về tính hữu ích và tính dễ sử dụng đều có ảnh hưởng đáng kể đến ý định sử dụng XMD và XDD trong cộng đồng học sinh sinh viên tại Đà Nẵng. Sự tìm thấy của nghiên cứu này làm cơ sở giúp các nhà sản xuất và phân phối XMD và XDD có những thông tin hữu ích để tối ưu sản phẩm của mình.

Từ khóa – Sinh viên; Xe đạp điện; Xe máy điện; Đà Nẵng; Mô hình cấu trúc.

1. Đặt vấn đề

Xe điện đã xuất hiện từ những năm đầu của thế kỷ 19, đặc biệt nhờ vào phát minh về pin axit chì-đồng của nhà vật lý học người Pháp Gaston Planté [1]. Xe điện không chỉ là một phương tiện sử dụng động cơ điện thay vì động cơ đốt trong như các loại xe chạy bằng xăng hoặc dầu [2], mà còn có khả năng chuyển đổi điện năng thành cơ năng mà không gây ra khí thải CO₂, từ đó tạo nên một lựa chọn thân thiện với môi trường [3].

Nghiên cứu này tập trung vào dòng xe hai bánh phổ biến: xe đạp điện (XMD) và xe máy điện (XDD). Trên thế giới, trong vài năm gần đây, XMD và XDD đã trở thành một xu hướng quan trọng, được khuyến khích bởi nhiều quốc gia như Châu Âu và Đài Loan [4]. Châu Âu, ví dụ, đã đưa ra các chính sách khuyến khích mạnh mẽ, bao gồm các ưu đãi thuế, hỗ trợ mua sắm và cung cấp hạ tầng sạc điện tiện ích [5]. Tương tự, Chính phủ Đài Loan cũng áp dụng các chính sách hỗ trợ đặc biệt để khuyến khích sử dụng xe máy điện, bao gồm ưu đãi tài chính cho người tiêu dùng [4].

Ở Việt Nam, xe máy hai bánh động cơ đốt trong đã trở thành lựa chọn phổ biến, trong khi đó việc sử dụng XMD và XDD còn hạn chế [6, 7]. Tuy nhiên, XMD và XDD đã mở dần phạm vi tiếp cận từ năm 2020 nhờ vào chính phủ áp dụng Nghị định 57/2020/NĐ-CP [8]. Trong đó ở quý I năm 2023, phân khúc xe máy điện L1 (dưới 50cc) phát triển mạnh mẽ tại Việt Nam, với mức tăng trưởng tiêu thụ đạt 19.4% so với cùng kỳ năm trước [9]. Điều này rõ ràng chứng tỏ sự ưa chuộng của người tiêu dùng đối với XMD và XDD, đặc biệt là đối với học sinh và sinh viên. Họ cần phương tiện vận chuyển linh hoạt để đi học, làm việc và giải trí.

Abstract - This article focuses on conducting a survey and analyzing the factors influencing the intention to use electric motorcycles (EMs) and electric bicycles (EBs) among teenagers in Da Nang City. The study participants include students aged 16 to 20. Research data was directly collected from 297 participants and subsequently processed using Structural Equation Modeling (SEM) through Partial Least Squares (PLS-SEM) software. The research results indicate that factors such as practical value, brand, environmental impact, perception of usefulness, and ease of use significantly influence the intention to use EMs and EBs within the student community in Da Nang. The findings of this study serve as a foundation, providing valuable insights for manufacturers and distributors of EMs and EBs to optimize their products.

Keywords – Student; Electric motorcycle; Electric bicycle; Da Nang City; Structural Equation Modeling.

XMD và XDD có nhiều ưu điểm, bao gồm chi phí vận hành thấp và tiện ích trong việc di chuyển ngắn, điều này đã làm nên sự lựa chọn của lứa tuổi học sinh và sinh viên. Hơn nữa, môi trường học tập và giải trí của họ thường có những khoảng cách ngắn, làm cho XMD và XDD trở thành sự lựa chọn linh hoạt và thuận tiện [10]. Những tiện ích này không chỉ giúp giảm chi phí và thời gian di chuyển mà còn thích hợp với lối sống độc lập và năng động của người trẻ.

Nghiên cứu trước đó đã chỉ ra rằng ở lứa tuổi thanh thiếu niên, sự ưa chuộng sử dụng phương tiện cá nhân hơn là dịch vụ công cộng [11]. Vì vậy, việc nghiên cứu các yếu tố ảnh hưởng đến ý định sử dụng xe cá nhân như XMD và XDD ở đối tượng này, dựa vào mô hình lý thuyết hành vi hoạch định (TPB) [12] và mô hình chấp nhận công nghệ (TAM) [13], sẽ cung cấp cái nhìn sâu sắc hơn về lựa chọn phương tiện di chuyển XMD và XDD trong cộng đồng học sinh sinh viên.

2. Cơ sở lý thuyết

Bắt nguồn từ lý thuyết cổ điển về hành vi động hợp lý (TRA) trong lĩnh vực tâm lý xã hội [14], mô hình chấp nhận công nghệ (TAM) và lý thuyết hành vi hoạch định (TPB) được áp dụng để kiểm tra ý định sử dụng XMD và XDD đối với học sinh sinh viên trong nghiên cứu này.

2.1. Mô hình chấp nhận công nghệ (TAM)

Mô hình Chấp nhận Công nghệ (TAM - Technology Acceptance Model) là một lý thuyết phổ biến dùng để nghiên cứu việc người dùng chấp nhận công nghệ mới [13]. TAM dự đoán việc sử dụng công nghệ dựa trên hai yếu tố chính: độ hữu ích được nhận thức (PU) và độ dễ sử dụng được nhận thức (PEOU) [15]. Cả PU và PEOU trực tiếp ảnh hưởng đến thái độ của người dùng và từ đó ảnh hưởng

đến ý định sử dụng. Mô hình này cũng xem xét các yếu tố bên ngoài như ảnh hưởng xã hội, đào tạo và hỗ trợ, có thể ảnh hưởng gián tiếp đến thái độ và ý định của người dùng trong việc sử dụng công nghệ. TAM đã được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực để dự đoán việc áp dụng công nghệ, từ thương mại điện tử, ứng dụng di động, đến các nền tảng truyền thông xã hội và hệ thống doanh nghiệp. Nó cũng là cơ sở để phát triển và đánh giá các biện pháp thúc đẩy sự chấp nhận và sử dụng công nghệ.

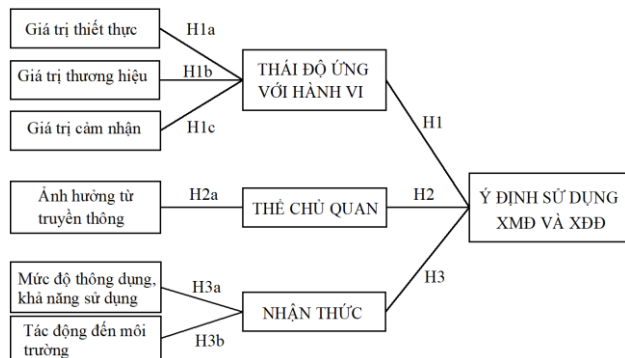
2.2. Mô hình lý thuyết hành vi hoạch định (TPB)

Mô hình hành vi hoạch định (TPB) của Icek Ajzen, ra đời vào những năm 1980, là một cấu trúc lý thuyết sâu sắc trong tâm lý xã hội [12]. Nó tập trung vào việc giải thích hành vi của con người dựa trên ý định và các yếu tố liên quan đến nó. TPB xác định ý định hành vi của một người qua ba điểm chính: thái độ, nhận thức chủ quan và khả năng kiểm soát hành vi [16]. Những yếu tố này tương tác với nhau và cùng đóng góp vào việc hình thành ý định hành vi của mỗi người, giải thích lý do sau quyết định thực hiện hành động. Ứng dụng rộng rãi của TPB đã giúp nghiên cứu và dự đoán hành vi trong nhiều lĩnh vực khác nhau như sức khỏe, môi trường, tiếp thị và hành vi tiêu dùng. Nó cung cấp một cơ sở lý thuyết sâu sắc để hiểu và dự đoán cách con người hành xử trong các tình huống đa dạng.

3. Mô hình nghiên cứu và xây dựng giả thuyết

3.1. Mô hình nghiên cứu

Hình 1 là một mô hình mới được xây dựng trên lý thuyết TPB và TAM, mục đích để giải thích ý định sử dụng xe máy điện của lứa tuổi học sinh sinh viên ở thành phố Đà Nẵng.



Hình 1: Mô hình nghiên cứu được đề xuất

3.2. Xây dựng giả thuyết

Dựa trên nghiên cứu trước đây về ý định sử dụng, nghiên cứu này tập trung vào ý định sử dụng của học sinh và sinh viên tại Đà Nẵng đối với hai loại phương tiện xe đạp điện và xe máy điện. Nghiên cứu tập trung vào ba yếu tố chính: thái độ ứng với hành vi, quan điểm cá nhân và nhận thức, ảnh hưởng trực tiếp đến ý định sử dụng các loại phương tiện di chuyển điện tử. Các yếu tố này tác động đến ý định sử dụng được đánh dấu bằng H1 đến H3, minh họa mối liên kết giữa các yếu tố này nhờ vào tổng quan các nghiên cứu có liên quan.

3.2.1. Thái độ ứng với hành vi

Theo Armstrong và Kotler (2000) [17], người tiêu dùng quyết định mua sắm dựa trên bốn yếu tố tâm lý: động lực, nhận thức, học tập, và niềm tin cùng thái độ. Điều này cho thấy thái độ được hình thành thông qua động lực và nhận thức, từ đó ảnh hưởng đến quyết định sử dụng sản phẩm. Thái độ đề cập đến việc đánh giá tích cực hoặc tiêu cực về

kết quả của một hoạt động [18]. Đây có thể coi như cái cầu nối giữa người tiêu dùng và sản phẩm/dịch vụ phục vụ nhu cầu của họ. Trước đây, nghiên cứu đã chỉ ra thái độ không chỉ trực tiếp ảnh hưởng, mà còn gây ảnh hưởng gián tiếp đến giá trị mà người tiêu dùng đặt vào ý định sử dụng.

Khách hàng thường có xu hướng đánh giá tổng thể (hay thái độ) về hành vi mục tiêu dựa trên nhiều yếu tố. Thái độ đối với thương hiệu là biểu hiện của sự đánh giá của người tiêu dùng về nó, đồng thời cũng phản ánh trong quyết định mua sắm của họ. Thái độ này có tác động tích cực đến ý định mua hàng [19-21]. Giá trị cảm nhận và giá trị thiết thực là những yếu tố quan trọng khi khách hàng đánh giá sản phẩm, vì chúng liên quan đến kỳ vọng và trải nghiệm khi mua và sử dụng sản phẩm. Nghiên cứu của Nuzula và Wahyudi (2022) cũng chỉ ra rằng thái độ của người tiêu dùng đối với giá trị cảm nhận và giá trị thiết thực có ảnh hưởng đáng kể đến hành vi tích cực trong việc mua hàng [22]. Do đó, các giả thiết dựa trên các nghiên cứu trước đây được đề xuất như sau:

H1a: Giá trị thiết thực là một phần quan trọng của thái độ ứng với hành vi ảnh hưởng đến ý định sử dụng.

H1b: Giá trị thương hiệu là một phần quan trọng của thái độ ứng với hành vi ảnh hưởng đến ý định sử dụng.

H1c: Giá trị cảm nhận là một phần quan trọng của thái độ ứng với hành vi ảnh hưởng đến ý định sử dụng

H1: Thái độ ứng hành vi ảnh hưởng đến ý định sử dụng XMD và XDD của người tiêu dùng.

3.2.2. Thể chủ quan

TPB tập trung vào ý định hành vi và xác định rằng ý kiến của những người quan trọng khác có thể ảnh hưởng đến quyết định tham gia vào một hành vi cụ thể [18]. Thể chủ quan trong TPB đề cập đến việc người ta thường xem xét ý kiến, chuẩn mực và áp lực xã hội từ các nguồn khác nhau, bao gồm cả doanh nghiệp và truyền thông. Trong trường hợp này, các doanh nghiệp có thể tạo ra chuẩn mực và ảnh hưởng trực tiếp hoặc gián tiếp đến hành vi của người tiêu dùng thông qua quảng cáo, chiến lược marketing và các hoạt động khác [23]. Ngoài ra, Okan và cs (2014) chỉ ra rằng truyền thông có thể đóng vai trò quan trọng trong việc tạo ra chuẩn mực và ảnh hưởng đến ý định hành vi của con người [24]. Nghiên cứu đề xuất rằng thể chủ quan có thể chịu ảnh hưởng từ truyền thông, bao gồm cả quảng cáo trên truyền hình và ảnh hưởng từ người nổi tiếng.

H2a: Ảnh hưởng truyền thông là một phần quan trọng của thể chủ quan ảnh hưởng đến ý định sử dụng.

H2: Yếu tố chủ quan ảnh hưởng đến ý định sử dụng XMD và XDD của người tiêu dùng.

3.2.3. Nhận thức kiểm soát hành vi

Nhận thức đóng vai trò quan trọng trong việc người ta chấp nhận công nghệ mới, điều này đã được nhấn mạnh trong các nghiên cứu của Ajzen (1991) và Huang & Ge (2019) [16, 18]. Các nghiên cứu này đồng thuận rằng độ khó dễ trong việc sử dụng có tác động đáng kể đến ý định sử dụng. Theo mô hình TAM của Muñoz-Leiva và cs (2017), sự phổ biến và tính khả dụng của công nghệ đều ảnh hưởng mạnh mẽ đến ý định sử dụng công nghệ mới [25]. Các nghiên cứu khác đã chỉ ra rằng hữu ích của thiết bị di động và xã hội điện tử có ảnh hưởng đến cách mà thanh thiếu niên nhìn nhận việc sử dụng chúng [26-28]. Các ảnh hưởng này không chỉ giới hạn ở mức độ cá nhân mà còn mở rộng đến môi trường xã hội, có thể thay đổi nhận

thức của thanh thiếu niên về việc sử dụng công nghệ trong cuộc sống hàng ngày và tác động của nó đối với môi trường xã hội. Tai-Yi (2017) đã chỉ ra rằng việc liên kết trách nhiệm đạo đức với môi trường, trách nhiệm xã hội và ý thức về biến đổi khí hậu có ảnh hưởng lớn đến quyết định mua sắm và sự trung thành của người tiêu dùng với các sản phẩm thân thiện môi trường [29].

H3a: *Mức độ sử dụng và khả năng thông dụng là một phần quan trọng của nhận thức ảnh hưởng đến ý định sử dụng.*

H3b: *Tác động đến môi trường là một phần quan trọng của nhận thức ảnh hưởng đến ý định sử dụng.*

H3: *Mức độ kiểm soát hành vi ảnh hưởng tích cực đến ý định sử dụng XMD ở lứa tuổi teen.*

3.3. Dữ liệu

Dữ liệu được phân tích trong nghiên cứu này được thu thập từ khảo sát trực tiếp đối với 330 cá nhân trên địa bàn thành phố Đà Nẵng. Đối tượng được khảo sát được chia thành 2 nhóm là học sinh tại trường THPT và sinh viên tại thành phố Đà Nẵng, các nhóm tuổi này phù hợp cho việc khảo sát đúng với định hướng nghiên cứu ban đầu. Số liệu được thu thập bởi nhóm sinh viên nghiên cứu từ khoa XDĐT – ĐHBK - ĐN gồm 4 người để thực hiện dự án này. Cuộc khảo sát diễn ra trong thời gian ngắn và được hướng dẫn trong quá trình trả lời bảng hỏi. Để khuyến khích những người được hỏi (học sinh sinh viên) hoàn thành bảng câu hỏi khảo sát, phần quà nhỏ có giá trị 10.000 VNĐ đã được trao như một sự xác nhận cho việc họ tham gia vào việc khảo sát này.

330 bảng câu trả lời trên giấy được phát hành, sau khi loại trừ các câu trả lời không hợp lệ, có tổng cộng 297 câu trả lời khảo sát hợp lệ được sử dụng trong phân tích dữ liệu.

Bảng 1 thể hiện đặc điểm của học sinh sinh viên tham gia khảo sát như giới tính, cấp học, công việc ngoài giờ, và thu nhập. Bảng 1 cho thấy tất cả các đối tượng được khảo sát là học sinh và sinh viên nên hầu hết các đối tượng chưa có việc làm và chưa có thu nhập ổn định.

Bảng 1: Đặc điểm của người trả lời câu hỏi

Biến	Đặc điểm	Số lượng	Tỷ lệ (%)
Giới tính	Nữ	165	55.7
	Nam	134	45.3
Tuổi tác	Trung học cơ sở	17	5.8
	Trung học phổ thông	124	42.2
	Trung cấp/cao đẳng	10	3.4
	Đại học	143	48.6
Công việc ngoài giờ học	Công việc toàn thời gian	9	3.0
	Công việc bán thời gian	106	35.7
	Chưa có làm	182	61.3
Thu nhập	Không có thu nhập	182	61.3
	<= 5 triệu	96	32.3
	5 – 10 triệu	8	2.7
	10 – 15 triệu	2	0.7

4. Đánh giá và kết quả mô hình

4.1. Đánh giá mô hình

Để đánh giá mô hình đề xuất, chúng ta kiểm tra sự phù hợp của từng câu hỏi trong mỗi biến và cấu trúc tổng thể của mô hình. Một mô hình cấu trúc được coi là đáp ứng yêu cầu khi đồng thời đáp ứng ba yếu tố: độ tin cậy nội bộ nhất quán, giá trị hội tụ và giá trị phân biệt. Do đó, cần phải đánh giá ba yêu cầu này để xác định mô hình đề xuất.

Độ tin cậy nội bộ nhất quán thể hiện sự thống nhất trong việc đo lường các biến trên một thang đo cụ thể của DeVellis (2016) [30]. Hệ số Cronbach's Alpha (CA) thường được sử dụng để đánh giá độ tin cậy nội bộ của các biến; giá trị này càng cao, các biến có mối tương quan chặt chẽ hơn, cho thấy tính nhất quán cao. Tuy nhiên, Netemeyer và cs (2003) [31] đã đề xuất sử dụng độ tin cậy bên trong (CR) thay vì CA để đánh giá tính nhất quán nội bộ, và giá trị lớn hơn 0.7 được coi là xác nhận của Fornell và Larcker (1981) [32]. Bảng 2 cho thấy tất cả giá trị CR của các biến đều lớn hơn hoặc bằng 0.7, nằm trong phạm vi từ 0.7 đến 0.92, điều này cho thấy độ tin cậy nội bộ của các biến được xác nhận.

Giá trị hội tụ của các biến đo lường sự liên quan giữa hệ số ảnh hưởng và giá trị AVE (Average Variance Extracted). Hệ số ảnh hưởng của các câu hỏi cần lớn hơn 0.6 và giá trị AVE của các biến phải vượt qua mức 0.5 để xác nhận giá trị hội tụ (Fornell và Larcker, 1981) [32]. Dữ liệu trong bảng 2 cho thấy tất cả các giá trị hệ số ảnh hưởng đều cao hơn 0.6 (trong khoảng từ 0.66 đến 0.95) và giá trị AVE đều vượt qua mức 0.5 (từ 0.63 đến 0.87). Vì vậy, có thể kết luận rằng các biến trong mô hình cấu trúc đạt được giá trị hội tụ mong muốn.

Bảng 2: Kết quả đánh giá câu hỏi và cấu trúc mô hình

	Câu hỏi	Hệ số ảnh hưởng	CA	CR	AVE
Giá trị thương hiệu (GTH)	GTH 1	0.95	0.85	0.88	0.87
	GTH 2	0.92			
Giá trị cảm nhận (GCN)	GCN 1	0.83	0.86	0.86	0.70
	GCN 2	0.85			
	GCN 3	0.82			
	GCN 4	0.83			
Giá trị thiết thực (GTT)	GTT 1	0.91	0.85	0.92	0.87
	GTT 2	0.95			
Mức độ thông dụng, khả năng sử dụng (MTD)	MTD 1	0.66	0.71	0.77	0.87
	MTD 2	0.88			
	MTD 3	0.82			
Nhận thức (NT)	NT 1	0.81	0.70	0.70	0.63
	NT 2	0.79			
	NT 3	0.77			

Thái độ ứng với hành vi (TĐ)	TĐ 1	0.89	0.75	0.75	0.80
	TĐ 2	0.89			
Thể chủ quan (TCQ)	TCQ 1	0.86	0.83	0.86	0.67
	TCQ 2	0.86			
	TCQ 3	0.78			
	TCQ 4	0.76			
Ảnh hưởng từ truyền thông (TT)	TT 1	0.77	0.78	0.79	0.70
	TT 2	0.86			
	TT 3	0.88			
Tác động đến môi trường (TMT)	TMT 1	0.90	0.86	0.87	0.78
	TMT 2	0.92			
	TMT 3	0.83			
Ý định (YĐ)	YĐ 1	0.88	0.87	0.87	0.80
	YĐ 2	0.91			
	YĐ 3	0.89			

Giá trị phân biệt được dùng để đo sự khác biệt giữa các biến khác nhau. Nó đo lường mức độ khác biệt giữa các biến trong một nghiên cứu để chắc chắn rằng chúng đề cập đến các ý tưởng riêng biệt, không chỉ là các biểu hiện của một khái niệm duy nhất. Ngoài ra, giá trị phân biệt được xem là mức độ sự không tương quan giữa các biến đo lường khác nhau của một khái niệm nghiên cứu [32]. Trong mô hình cấu trúc (SEM), giá trị phân biệt thường được xác định thông qua phương pháp Fornell-Larcker, so sánh giữa độ lớn của mỗi biến tiềm ẩn được đo bằng căn bậc hai của AVE và mối tương quan chéo của các biến. Bảng 3 chỉ ra rằng tất cả các căn bậc hai của AVE của mỗi biến đều lớn hơn so với giá trị tương quan chéo của từng cặp biến, điều này xác nhận giá trị phân biệt giữa các biến.

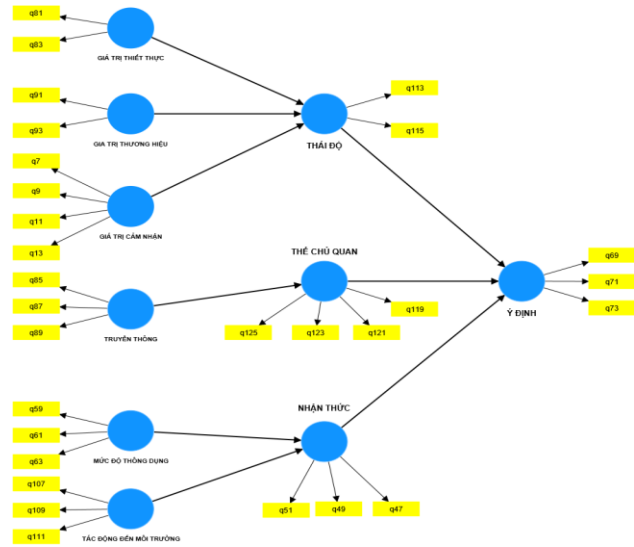
Bảng 3: Fornell-Larcker tiêu chí về mô hình nhân tố

	GTH	GCN	GTT	MTD	NT	TĐ	TCQ	TT	TMT	YĐ
GTH	0.934									
GCN	0.272	0.835								
GTT	0.480	0.308	0.930							
MTD	0.401	0.415	0.282	0.791						
NT	0.298	0.464	0.321	0.460	0.789					
TĐ	0.445	0.467	0.393	0.441	0.434	0.894				
TCQ	0.363	0.384	0.369	0.281	0.251	0.513	0.817			
TT	0.386	0.295	0.413	0.223	0.367	0.394	0.439	0.837		
TMT	0.176	0.268	0.283	0.307	0.561	0.359	0.225	0.425	0.884	
YĐ	0.508	0.369	0.421	0.562	0.319	0.496	0.340	0.249	0.197	0.892

4.2. Kết quả

Các chỉ số của mỗi quan hệ trực tiếp hay gián tiếp đều dựa trên giá trị của hệ số tương quan. Hệ số tương quan là chỉ số thống kê đo lường mức độ mạnh yếu của mỗi quan

hệ giữa hai biến số. Trong đó, nếu giá trị p-value cao hơn 0.1 thì không có ý nghĩa thống kê. Trong khi đó giá trị t-value lớn hơn 2.57 thì hệ số đường dẫn có ý nghĩa ở mức thống kê tại p-value nhỏ hơn 0.01. Ngoài ra, giá trị t-value vượt quá 1.96 và 1.65 sẽ tương ứng với ý nghĩa thống kê với p-value lần lượt là 0.05 và 0.1. Bảng 4 và Hình 2 thể hiện chín mối quan hệ đường dẫn trực tiếp cho cấu trúc này. Kết quả cho thấy, đối với ý định sử dụng thì các yếu tố quyết định lên nó, H1 có ý nghĩa ở mức ý nghĩa 0.01 và H3 có nghĩa ở mức ý nghĩa 0.05, nhưng H2 lại không có ý nghĩa. Đồng thời mức ảnh hưởng của TĐ lên YĐ là đạt mức ý nghĩa cao nhất và sự ảnh hưởng lớn nhất ($\beta_{TĐ \rightarrow YĐ} = 0.384, t = 5.565, p < 0.01$). Mức ảnh hưởng thấp hơn là của NT lên YĐ ($\beta_{NT \rightarrow YĐ} = 0.124, t = 2.175, p < 0.05$) và TCQ không ảnh hưởng đến YĐ.



Hình 2: Mô hình nghiên cứu được đề xuất trong PLS-SEM

Bảng 4: Kết quả ảnh hưởng trực tiếp

Các giả thiết	Giá trị đường dẫn	Độ lệch chuẩn	t-value	p-value
H1a: GTT -> TĐ	0.154**	0.065	2.388	0.017
H1b: GTH -> TĐ	0.277***	0.065	4.298	<0.01
H1c: GCN -> TĐ	0.344***	0.054	6.378	<0.01
H2: TT -> TCQ	0.439***	0.051	8.66	<0.01
H3a: MTD -> NT	0.318***	0.058	5.436	<0.01
H3b: TMT -> NT	0.464***	0.06	7.783	<0.01
H1: TĐ -> YĐ	0.384***	0.069	5.565	<0.01
H2: TCQ -> YĐ	0.112 ^{NS}	0.063	1.778	NS
H3: NT -> YĐ	0.124**	0.057	2.175	0.03

Ghi chú: NS là không ảnh hưởng; ***P < 0.01; **P < 0.05; *P < 0.1

Đối với thái độ, cả ba biến là GTT, GTH và GCN đều có ý nghĩa đến nó. Trong đó, GCN có mức ảnh hưởng lớn nhất ($\beta_{GCN \rightarrow TĐ} = 0.344, t = 6.378, p < 0.01$), sau đó là GTH ($\beta_{GTH \rightarrow TĐ} = 0.277, t = 4.298, p < 0.01$) và cuối cùng là GTT ($\beta_{GTT \rightarrow TĐ} = 0.154, t = 2.388, p < 0.05$).

Đối với nhận thức, TMT và MTD lần lượt đạt mức ý nghĩa và ảnh hưởng khá cao tương ứng ($\beta_{TMT \rightarrow NT} = 0.464, t = 7.783, p < 0.01$) và ($\beta_{MTD \rightarrow NT} = 0.318, t = 5.436, p < 0.01$). Với thể chủ quan, TT đạt được mức ý nghĩa và ảnh hưởng

khá cao ($\beta_{TT \rightarrow TCQ} = 0.439$, $t = 8.660$, $p < 0.01$).

Việc đánh giá khả năng dự đoán của một mô hình đề xuất thường bao gồm việc sử dụng hệ số R^2 để kiểm tra độ chính xác của dự đoán. R^2 là một giá trị nằm trong khoảng từ 0 đến 1, thể hiện mức độ liên quan của mô hình với dữ liệu. Giá trị R^2 càng cao, mối liên hệ giữa mô hình và dữ liệu càng mạnh. Đồng thời, hệ số này là một công cụ quan trọng để đánh giá mức độ tương quan giữa các biến. Theo nghiên cứu của Hair và cs (2016) [33], khả năng dự đoán của mô hình được phân loại dựa trên giá trị R^2 như sau: 0.19 được xem là yếu; 0.33 là trung bình và 0.67 là mạnh.

Bảng 5 hiển thị rằng TĐ và NT đều có giá trị R^2 ở mức trung bình, trong khi TCQ chỉ có giá trị yếu. Sự liên quan của ý định sử dụng YĐ từ TĐ, TCQ và NT có giá trị R^2 ở mức yếu. Song, điều này chứng tỏ khả năng dự đoán của mô hình đề xuất và mối quan hệ phù hợp giữa các cấu trúc (Henseler và cs, 2009) [34].

Bảng 5: Khả năng dự đoán của mô hình đề xuất

	R^2	Khả năng dự đoán
Thái độ ứng với hành vi	0.345	Trung bình
Thế chủ quan	0.193	Yếu
Nhận thức	0.406	Trung bình
Ý định sử dụng	0.268	Yếu

5. Bàn luận

Kết quả nghiên cứu cho thấy rằng thái độ tiêu dùng của nhóm học sinh sinh viên ảnh hưởng mạnh mẽ đến ý định sử dụng XMD và XDD. Thái độ của người dùng có quan hệ mật thiết với ý định sử dụng sản phẩm. Mức độ tích cực với sản phẩm thường đi đôi với việc mua và sử dụng nhiều hơn. Điều này nhấn mạnh trong các nghiên cứu trước của Wang và cs (2018) [21], cũng như của Liu và cs (2017) [19]. Để kích thích ý định sử dụng, các doanh nghiệp cần tập trung vào việc tạo ra giá trị cốt lõi, thúc đẩy thái độ tích cực của người dùng đối với sản phẩm. Trong việc cải thiện và nâng cao vị thế thương hiệu XMD và XDD, các công ty cần tiếp cận từ góc độ khách hàng, tập trung vào việc thiết kế và phát triển sản phẩm hấp dẫn, chất lượng cao để tạo ra ấn tượng tích cực đối với người dùng (Liu và cs, 2017) [19].

Nhìn sâu hơn, giá trị thiết thực, giá trị thương hiệu và giá trị cảm nhận đóng vai trò quan trọng trong việc định hình thái độ của người tiêu dùng. Nhận thức về giá trị sản phẩm, tính thiết thực của nó, và việc sản phẩm có đáp ứng nhu cầu của họ hay không, đều ảnh hưởng đáng kể đến quyết định mua hàng của người tiêu dùng (Nuzula và Wahyudi, 2022) [22].

Nghiên cứu đã chỉ ra rằng giá trị cảm nhận có ảnh hưởng tích cực nhất đối với thái độ của người tiêu dùng. Kết quả này cho thấy mối quan hệ giữa giá trị cảm nhận và ý định mua hàng, khi giá trị cảm nhận càng cao thì ý định mua hàng cũng tăng. Những kết quả này khớp với nghiên cứu của Jain và Mishra (2018) [35]. Để thúc đẩy ý định mua hàng của người tiêu dùng, các công ty cần tập trung vào việc cung cấp nhiều giá trị hơn. Trong việc tiếp thị sản phẩm cao cấp, cần nhắc nhở rằng cần thiết để đáp ứng nhu cầu toàn cầu và đồng thời bảo vệ thương hiệu khỏi rủi ro làm giả (Lacroix & Joilbert, 2017) [36].

Nghiên cứu này cũng chỉ ra rằng giá trị thương hiệu

mạnh mẽ có tác động tích cực đến ý định mua của người tiêu dùng. Thái độ đối với thương hiệu là biểu hiện của sự đánh giá của họ và ảnh hưởng đến quyết định mua hàng của họ [19-21]. Sự hiểu biết và đánh giá tích cực về thương hiệu có thể thúc đẩy nguyện vọng mua và sử dụng sản phẩm của một thương hiệu cụ thể (Lee và cs, 2017) [37]. Ngược lại, thái độ thấp về một sản phẩm thường dẫn đến sự thiếu muốn mua hàng (Salehzadeh & Pool, 2017) [38]. Để khuyến khích ý định mua, các công ty cần tạo ra nhiều giá trị hơn. Người tiêu dùng thường đánh giá một cách toàn diện dựa trên nhiều yếu tố khác nhau.

Trong nghiên cứu này cũng chỉ ra rằng ý định sử dụng XMD và XDD bị ảnh hưởng bởi nhận thức của học sinh viên. Việc nhận thức này thông qua tác động của môi trường và chấp nhận công nghệ mới. Hai yếu tố này trong nghiên cứu chỉ ra tác động mạnh mẽ đến nhận thức. Điều này rất rõ ràng đối với những sản phẩm thân thiện với môi trường, việc liên kết trách nhiệm đạo đức, trách nhiệm xã hội và ý thức về môi trường có tác động lớn đến quyết định mua sắm và sử dụng sản phẩm (Tai-Yi và cs) [29]. Đối với giới trẻ việc khám phá tìm hiểu tiếp nhận công nghệ mới là một sự hứng thú tác động tích cực đến ý định sử dụng sản phẩm có tính chất công nghệ, như đã được đề cập trong nghiên cứu của Ajzen (1991) và Huang & Ge (2019) [16, 18]. Ngoài ra, việc giới thiệu sản phẩm công nghệ mới như xe điện, đóng vai trò quan trọng trong việc thay đổi quan điểm của thanh thiếu niên về công nghệ (Tai-Yi và cs) [29].

Các nghiên cứu trước đây chỉ ra rằng thông qua các phương tiện truyền thông, việc tăng cường nhận thức chủ quan có thể thúc đẩy ý định sử dụng sản phẩm. Tuy nhiên, trong nghiên cứu này, thế chủ quan không tác động đến ý định sử dụng XMD và XDD của học sinh sinh viên ở TP Đà Nẵng, mặc dù nó tác động mạnh mẽ lên giới trẻ ở đây. Một phần kết quả này có thể là do sự từ chối thông tin mà người dùng tiếp nhận bởi vì niềm tin về truyền thông đối với giới trẻ không tác động bằng việc cảm nhận và trải nghiệm thực tế (Dwidinnawati và cs, 2020) [39].

Cuối cùng, những phát hiện này đề cập đến việc các nhà sản xuất cần có các chiến lược đáp ứng với yếu tố cần thiết như sản phẩm, dịch vụ và hợp tác với các nhà cung cấp để mở rộng thị trường trong tương lai.

6. Kết luận

Bài báo đã đáp ứng được mục tiêu nghiên cứu của tác giả về đề tài “ Các yếu tố ảnh hưởng đến ý định sử dụng xe máy điện và xe đạp điện đối với học sinh và sinh viên trên địa bàn Thành phố Đà Nẵng”. Bài báo đã đề ra một mô hình cấu trúc dựa trên hai mô hình lý thuyết được kiểm chứng trước đó (TPB và TAM) để đánh giá tiềm năng sử dụng phương tiện xe điện hai bánh như một phương pháp thay thế cho động cơ đốt trong. Từ các thông tin, nhóm tác giả đã tổng hợp từ các cơ sở lý thuyết nền như TPB, TAM và các bài báo có liên quan đến mục tiêu đề tài nghiên cứu để xem xét các nhân tố có thể đo lường được, đã xác định được 8 nhân tố ảnh hưởng đến ý định mua XMD và XDD trên địa bàn Tp Đà Nẵng bao gồm: giá trị thiết thực, giá trị thương hiệu, giá trị cảm nhận, mức độ thông dụng, tác động đến môi trường, truyền thông và thái độ, nhận thức. Qua quá trình phân tích dữ liệu, Thái độ của giới trẻ ở Tp Đà Nẵng thông qua cảm nhận, thương hiệu và thiết thực có tác động mạnh mẽ đến ý định sử dụng XMD và XDD. Cuối cùng, những phát hiện trong bài báo là nguồn dữ liệu và cơ sở giúp các nhà sản xuất phương tiện xe hai bánh điện có

thể đưa ra những chính sách và giải pháp bằng các yếu tố cần thiết khác như sản phẩm, mẫu mã, hệ thống dịch vụ và các yếu tố liên quan đến nhà cung cấp, giúp tăng thị trường XMĐ và XĐĐ trong tương lai.

Tài liệu tham khảo

- [1] A. Treadwell, *The storage battery: a practical treatise on the construction, theory, and use of secondary batteries*, books.google.com, 1906.
- [2] T. Wilberforce, Z. El-Hassan, F. N. Khatib, A. A. Makky, A. Baroutaji, J. G. Carton, A. G. Olabi, Developments of electric cars and fuel cell hydrogen electric cars, *International Journal of Hydrogen Energy*, 42(40): 25695-25734, 2017.
- [3] H. S. Das, C. W. Tan, A. H. M. Yatim, Fuel cell hybrid electric vehicles: A review on power conditioning units and topologies, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 76:268-291, 2017.
- [4] X. Zhang, M. Chang, Applying the Extended Technology Acceptance Model to Explore Taiwan's Generation Z's Behavioral Intentions toward Using Electric Motorcycles, *Sustainability*, 15(4), 2023.
- [5] N. Rietmann and T. Lieven, How policy measures succeeded to promote electric mobility—Worldwide review and outlook, 206: 66-75, 2019.
- [6] L. R. Jones, C.R. Cherry, T.A. Vu, Q.N. Nguyen, The effect of incentives and technology on the adoption of electric motorcycles: A stated choice experiment in Vietnam, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 57:1-11, 2013.
- [7] T. T. M. Truong, Effectiveness of policy incentives on electric motorcycles acceptance in Hanoi, Vietnam, *Case Studies on Transport Policy*, 13, 2023.
- [8] Nghị định số 57/2020/NĐ-CP của Chính phủ, <https://vanban.chinhphu.vn/default.aspx?pageid=27160&docid=200088>.
- [9] Doanh số xe máy điện "nở hoa" khi thị trường xe động cơ xăng âm đạm tại Việt Nam, <https://www.24h.com.vn/xe-may-xe-dap/doanh-so-xe-may-dien-no-hoa-khi-thi-truong-xe-dong-co-xang-am-dam-tai-viet-nam-c748a1459238.html>
- [10] P. A. Plazier, G. Weitkamp, A. E. van den Berg, The potential for e-biking among the younger population: A study of Dutch students, *Travel Behaviour and Society*, 8:37-45, 2017.
- [11] M. H. Nguyen, D. Pojani, Why are Hanoi students giving up on bus ridership?, *Transportation*, 50:811-835, 2023.
- [12] I. Ajzen, From intentions to actions: a theory of planned behavior, *Action Control*, pp. 11-39, 1985.
- [13] F. D. Davis, R. P. Bagozzi, Warshaw, User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models, *Management Science*, 35:985-1003, 1989.
- [14] M. Fishbein and I. Ajzen, Belief, Attitude, Intention and Behaviour: An Introduction to Theory and Research, *Philosophy & Rhetoric*, 41(4):842-844, 1975.
- [15] F. D. Davis, Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology, *MIS Quarterly*, 13 (3): 319-340, 1989.
- [16] X. Huang and J. Ge, Electric vehicle development in Beijing: An analysis of consumer purchase intention, *Journal of Cleaner Production*, 216:361-372, 2019.
- [17] G. Armstrong and P. Kotler, *Marketing*, 5th ed., Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2000
- [18] I. Ajzen, The Theory of Planned Behavior-Organizational Behavior and Human Decision Processes 50. Ajzen, I. (2002) Perceived Behavioural Control, Self-efficacy, Locus of Control and the Theory of Planned Behaviour. *Journal of Applied Social Psychology*, 32:665-683, 1991.
- [19] M. T. Liu, I. A. Wong, T. H. Tseng, A. W. Y. Chang & I. Phau, Applying consumer-based brand equity in luxury hotel branding, *Journal of Business Research*, 81:192-202, 2017.
- [20] D. Pradhan, I. Duraipandian & D. Sethi, Celebrity endorsement: How celebrity-brand-user personality congruence affects brand attitude and purchase intention. *Journal of Marketing Communications*, 22(5): 456-473, 2016.
- [21] J. J. Wang, L. Y. Wang & M. M. Wang, Understanding the effects of eWOM social ties on purchase intentions: A moderated mediation investigation. *Electronic Commerce Research and Applications*, 28:54-62, 2018.
- [22] I. F. Nuzula and L. Wahyudi, Effects of brand attitude, perceived value, and social WOM on purchase intentions in luxury product marketing, *Innovative Marketing*, 18(3):1-14, 2022.
- [23] P. Kotler and G. Zaltman, Social Marketing: An Approach to Planned Social Change. *Journal of Marketing*, (35)5, 1971.
- [24] E.Y. Okan, A. Topcu, S. Akyüz, The role of social media in political marketing: 2014 local elections of Turkey, *European Journal of Business and Management*, 6(22), 2014
- [25] F. Muñoz-Leiva, S. Climent-Climent, F. Liébana-Cabanillas, Determinants of intention to use the mobile banking apps: An extension of the classic TAM model, *Spanish Journal of Marketing – ESIC*, 21(1):25-38, 2017.
- [26] R. Rauniar, Greg Rawski, Jei Yang, Ben Johnson, Technology acceptance model (TAM) and social media usage: an empirical study on Facebook, *Journal of Enterprise Information Management*, 27(1), 2014.
- [27] G. W. H. Tan, V. H. Lee, J. J. Hew, K. B. Ooi, L. W. Wong, The interactive mobile social media advertising: an imminent approach to advertise tourism products and services ?, *Telematics and Informatics*, 25(8):2270-2288, 2018.
- [28] F. Kong, X. Li, Y. Xia, M. Wang, X. Sun, Technology acceptance model of mobile social media among Chinese college students, *Journal of Technology in Behavioral Science*, 6:365-369, 2021.
- [29] Y. M. Tai, Effects of product lifecycle management systems on new product development performance, *Journal of Engineering and Technology Management*, 46:67-83, 2017.
- [30] R. F. DeVellis, *Scale development: Theory and applications* (26th ed.). Thousand Oaks, California: Sage Publications, 2016.
- [31] R. G. Netemeyer, W. O. Bearden, S. Sharma, *Scaling procedures: Issues and applications*, books.google.com, 2003.
- [32] C. Fornell and D. F. Larcker, Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error, *Journal of marketing research*, 1:39-50, 1981.
- [33] J. F. Hair, G. T. M. Hult, C. Ringle & M. Sarstedt, *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*, Sage publications, 2016.
- [34] J. Henseler, C. M. Ringle & R. R. Sinkovics, *The use of partial least squares path modeling in international marketing. New challenges to international marketing*, Emerald Group Publishing Limited, 2009.
- [35] S. Jain & S. Mishra, Effect of value perceptions on luxury purchase intentions: an Indian market perspective, *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 28(4):414-435, 2018.
- [36] C. Lacroix & A. Jolibert, Mediation role of perceived personal legacy value between consumer agentic generativity and attitudes/buying intentions toward luxury brands. *Journal of Business Research*, 77, 203-211, 2017.
- [37] E. B. Lee, S. G. Lee & C. G. Yang, The influences of advertisement attitude and brand attitude on purchase intention of smartphone advertising, *Industrial Management & Data Systems*, 117(6):1011-1036, 2017.
- [38] R. Salehzadeh & J. K. Pool, Brand attitude and perceived value and purchase intention toward global luxury brands, *Journal of International Consumer Marketing*, 29(2):74-82, 2017.
- [39] D. Dwidienawati, D. Tjahjana, S. B. Abdinagoro & D. Gandasari, Customer review or influencer endorsement: which one influences purchase intention more? *Heliyon*, 6(11), e05543, 2020.

PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH DỰ ĐOÁN CƯỜNG ĐỘ LIÊN KẾT CỦA THANH FRP TRONG BÊ TÔNG BẰNG KỸ THUẬT HỌC MÁY TRÊN BỘ DỮ LIỆU THÍ NGHIỆM

DEVELOPMENT OF PREDICTION MODEL FOR BOND STRENGTH OF FRP BARS IN CONCRETE USING A MACHINE LEARNING TECHNIQUE BASED ON AN EXPERIMENTAL DATASET

SVTH: Trần Lê Anh Đức, Nguyễn Anh Tín

20X3, Khoa Xây dựng Cầu Đường, Trường Đại học Bách Khoa, Đại học Đà Nẵng;
Email: 109200124@sv1.dut.udn.vn, 109200150@sv1.dut.udn.vn.

GVHD: TS. Phan Hoàng Nam, TS. Nguyễn Minh Hải

Khoa Xây dựng Cầu Đường, Trường Đại học Bách Khoa, Đại học Đà Nẵng;
Email: phnam@dut.udn.vn, nmhai@dut.udn.vn.

Tóm tắt - Thanh FRP là giải pháp tiềm năng áp dụng thay thế một phần hoặc toàn bộ cốt thép nhằm khắc phục nhược điểm lớn của sự ăn mòn thép trong kết cấu bê tông cốt thép. Tuy nhiên, để tiến tới việc sử dụng kết cấu bê tông cốt thanh FRP một cách rộng rãi, việc đánh giá cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông và phát triển phương pháp tính toán có xét đến độ trượt giữa thanh và bê tông là công việc hết sức quan trọng. Do đó, nghiên cứu này tập trung phát triển mô hình đánh giá cường độ liên kết của thanh FRP trong bê tông dựa trên bộ dữ liệu với 1010 mẫu thí nghiệm được thu thập. Trước hết, sự phù hợp của các công thức tính cường độ liên kết trong các tiêu chuẩn và nghiên cứu gần đây được xác định. Tiếp theo, 2 mô hình dự đoán dựa trên phương pháp hồi quy tuyến tính và phương pháp học máy ANN được phát triển để đánh giá cường độ liên kết của thanh FRP trong bê tông. Kết quả cho thấy rằng tính tương quan giữa các công thức hiện tại với bộ dữ liệu thực nghiệm mở rộng là tương đối thấp. Phương pháp hồi quy tuyến tính đa biến mặc dù có hiệu suất dự đoán cao hơn các công thức hiện tại nhưng vẫn ở mức thấp với $R^2 \sim 0.5$. Thay vào đó, mô hình học máy dựa trên ANN cho kết quả khả quan với $R^2 \sim 0.9$ ứng với trường hợp sử dụng kiến trúc mạng lan truyền thẳng với 3 lớp ẩn và có 14 neuron trong mỗi lớp ẩn.

Từ khóa – Thanh cốt sợi vật liệu tổng hợp (thanh FRP); bộ dữ liệu thí nghiệm; cường độ liên kết; mô hình ANN; kỹ thuật học máy.

1. Giới thiệu

Vật liệu tổng hợp FRP (Fiber Reinforced Polyme) được tạo ra bằng cách nhúng các sợi cacbon (C), thủy tinh (G) hoặc aramid (A) vào trong nhựa cao phân tử polyme. Ma trận nhựa liên kết các sợi lại với nhau để tạo thành vật liệu tổng hợp là các chất thuộc nhóm polyester, vinylester hoặc epoxy. Các vật liệu tổng hợp này có những đặc tính nổi bật như khả năng chống ăn mòn, cường độ kéo cao, cường độ mỏi cao, nhẹ bằng khoảng 25% cốt thép, và dễ dàng gia công. Do đó, hiện nay vật liệu này đang dần được sử dụng rộng rãi tại Việt Nam và thế giới [1].

Tuy phần lớn các ứng dụng hiện nay ở dạng tấm FRP gia cường cho kết cấu thép hoặc bê tông cốt thép, nhưng gần đây, việc sử dụng các thanh FRP là một giải pháp tiềm năng để thay thế hoàn toàn hoặc một phần cốt thép bên trong cấu kiện bê tông cốt thép. Giải pháp này đáp ứng các yêu cầu về độ bền và phù hợp với công trình xây dựng ở vùng có điều kiện môi trường khắc nghiệt có tốc độ ăn mòn cốt thép cao. Để tiến tới phát triển kết cấu bê tông cốt thanh FRP một cách rộng rãi, bên cạnh việc tối ưu hóa khâu sản xuất để giảm thiểu giá thành vật liệu FRP, thì việc xác định chính xác các đặc tính cơ bản của thanh FRP, đặc biệt là khi sử dụng bên trong bê tông là yêu cầu bắt buộc.

Ở dạng kết cấu bê tông cốt thanh FRP, một trong những thông số quan trọng nhất cần xác định là cường độ liên kết

Abstract - FRP bars have been gaining attention in recent years due to their superior corrosion resistance, which is a potential solution to the major drawback of steel corrosion in concrete. However, in order to promote the widespread use of FRP bars in concrete, the bond strength between FRP bars and concrete is an important parameter that needs to be determined. This study aims to develop a prediction model to estimate the bond strength of FRP bars in concrete based on an extended dataset from pull out tests. First, the applicability of several formulas of bond strength from codes and previous studies are evaluated. Then, two prediction models, multi linear regression model and ANN-based machine learning model are presented for the bond strength of FRP bars in concrete. The results show that the existing formulas overestimate the bond strength and show the low prediction performance. Even though the linear regression model exhibits its higher performance as compared to the formulas; however, its accuracy is also low, $R^2 \sim 0.5$. Instead, the ANN shows the high performance, a R^2 value of 0.9 associated with a feed-forward neural network architecture with three hidden layers and 14 neurons in each hidden layer.

Key words – fiber reinforced polymer bars (FRP bars); experimental dataset; bond strength; ANN model; machine learning techniques.

giữa cốt FRP và bê tông. Khác với kết cấu BTCT, cường độ liên kết giữa cốt FRP và bê tông là nhỏ hơn và phụ thuộc nhiều vào các thông số đầu vào như: bề mặt gia công, đường kính và cường độ của bản thân thanh FRP, cường độ bê tông, độ lớn cấu kiện bao bọc và các điều kiện biên của cấu kiện khi chịu tải trọng. Vì vậy, việc đánh giá chính xác cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông là cần thiết để giúp các kỹ sư nâng cao độ chính xác trong tính toán kết cấu bê tông cốt thanh FRP có xét đến hành vi trượt của thanh bên trong bê tông.

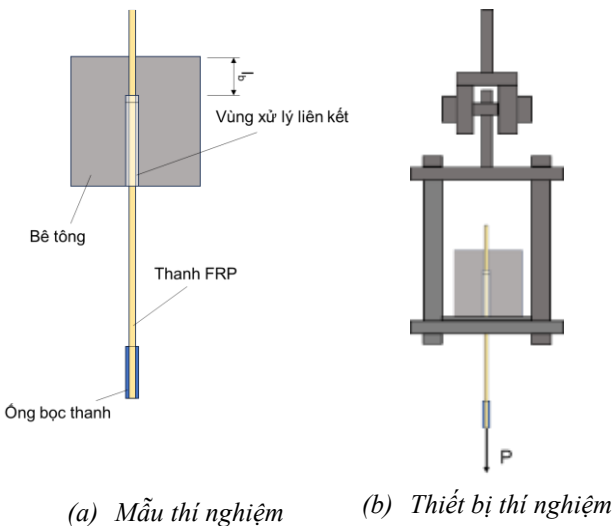
Nhiều nghiên cứu trên thế giới đã đề xuất các phương pháp đánh giá cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông. Các công thức thực nghiệm đã được quy định trong các bộ tiêu chuẩn thiết kế như ACI 440.1R-06 [2], CSA S806 [3], CSA S6 [4], JSCE [5], FIB [6] để đánh giá cường độ liên kết của thanh FRP. Mỗi công thức được phát triển dựa trên một bộ dữ liệu các thông số thí nghiệm cụ thể như loại sợi tổng hợp, phương pháp xử lý bề mặt, đường kính cốt FRP, chiều dài phần chôn thanh FRP trong bê tông và cường độ bê tông. Ngoài ra, kỹ thuật học máy cũng được sử dụng để đánh giá cường độ liên kết của cốt FRP trong bê tông dựa trên bộ dữ liệu thí nghiệm. Điển hình, nghiên cứu được thực hiện bởi Nolan [7] đã trình bày một kỹ thuật ước lượng cường độ liên kết của FRP trong bê tông sử dụng mạng nơ ron nhân tạo. Mô hình đã được xây dựng trên 184 mẫu thí

nghiệm cho kết quả ước lượng với $R = 0.982$; tuy nhiên, chỉ 7 biến đầu vào được xem xét. Bogachan và cộng sự [8] đã so sánh cường độ liên kết được đánh giá từ các công thức thiết kế và kỹ thuật học máy khác nhau, bao gồm mạng nơ ron nhân tạo ANN, phương pháp vectơ hỗ trợ và mô hình hồi quy tuyến tính đa biến. Có thể nhận xét rằng, những nghiên cứu này chỉ xét đến ảnh hưởng trong một phạm vi hạn chế về đường kính thanh FRP, cường độ bê tông, loại sợi FRP và đặc biệt là các phương pháp xử lý bề mặt cho một số chủng loại thanh FRP nhất định.

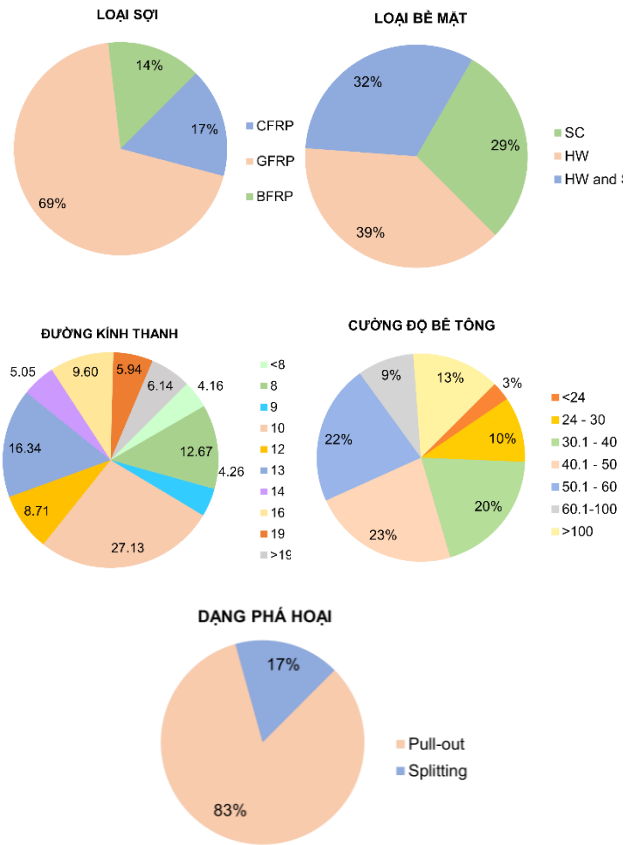
Do đó, nghiên cứu này đặt mục tiêu đề xuất phương pháp đánh giá toàn diện hơn các nghiên cứu trước đây về cường độ liên kết của nhiều loại thanh FRP khác nhau bên trong bê tông, bao hàm cả bê tông thường, cường độ cao và siêu cao. Để đạt được mục tiêu, phương pháp học máy bằng mạng nơ ron nhân tạo (ANN) và phương pháp hồi quy đa biến đã được sử dụng để đánh giá cường độ liên kết dựa trên bộ dữ liệu thu thập từ các thí nghiệm liên quan của các loại thanh khác nhau có 1010 mẫu. Bộ dữ liệu được sử dụng trong mô hình bao gồm: loại thanh FRP, bề mặt bọc thanh, đường kính thanh, mô đun đàn hồi, chiều dài chôn của thanh FRP, cường độ chịu nén của bê tông và thông số đầu ra là cường độ liên kết. Kết quả thu được từ mô hình ANN và mô hình phân tích hồi quy đa biến cùng được so sánh với kết quả thí nghiệm nhằm rút ra ưu và nhược điểm của từng mô hình.

2. Cấu trúc bộ dữ liệu

Một bộ dữ liệu gồm 1010 mẫu được thí nghiệm bởi 31 nghiên cứu được công bố trên các tạp chí uy tín đã được chọn lọc để bắt đầu quá trình xây dựng mô hình và đánh giá, phân tích dữ liệu [1]. Thí nghiệm kéo nhỏ như thể hiện ở Hình 1 là phương pháp được sử dụng phổ biến để đánh giá cường độ liên kết thanh FRP và bê tông [9]. Trong thí nghiệm này, thanh FRP được nhúng vào trong bê tông có kích thước tùy thuộc vào đường kính thanh FRP, bề mặt của một phần thanh được xử lý để loại bỏ liên kết giữa bê tông và thanh FRP bằng nhiều phương pháp khác nhau như sử dụng ống bọc thanh PVC nhằm mục đích ngăn chặn phá hủy hình nón của phần bê tông mặt trên. Cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông được tính bằng lực kéo lớn nhất chia cho diện tích bề mặt tiếp xúc của thanh FRP với bê tông.



Hình 1. Thí nghiệm kéo nhỏ thanh FRP trong bê tông



Hình 2. Cấu trúc bộ dữ liệu được thu thập

Thí nghiệm kéo nhỏ một phương cho bê tông cốt thanh FRP có thể xảy ra ba dạng phá hoại phổ biến là phá hoại kéo trượt, phá hoại nứt bê tông, và đứt thanh FRP. Do cơ chế phá hoại đứt thanh FRP là cơ chế không phổ biến và không được kỳ vọng trong thiết kế. Do đó, bộ dữ liệu nghiên cứu đã thu thập tập trung thu thập mẫu có kiểu phá hoại kéo trượt và phá hoại nứt bê tông. Cấu trúc bộ dữ liệu được thu thập dựa trên phạm vi các thông số thí nghiệm cơ bản như đường kính của thanh FRP, cường độ bê tông, loại sợi FRP, nhóm bề mặt và dạng phá hủy của mẫu thử trong các thí nghiệm kéo được thể hiện trong Hình 2.

Có thể nhận thấy, cấu trúc của bộ dữ liệu phân bố không đồng đều đối với các thông số như loại sợi, loại bề mặt và dạng phá hoại nhưng lại tương đối đồng đều đối với các thông số về đường kính thanh FRP và cường độ bê tông. Hình 2 cũng cho thấy phạm vi ứng dụng thông thường đối với đường kính thanh từ 8 – 19 mm, bê tông có cường độ chịu nén từ 24MPa và lên đến hơn 100MPa. Ngoài ra, thanh FRP loại GFRP được sử dụng nghiên cứu phổ biến hơn hết các loại thanh khác, chiếm 69% trên toàn bộ dữ liệu thí nghiệm. Bên cạnh đó, dạng phá hoại được phát hiện, số lượng mẫu có dạng phá hoại kéo trượt phổ biến hơn dạng phá hoại nứt bê tông, chiếm đa số trong bộ dữ liệu với tỉ lệ 83%. Theo phân tích ban đầu, phương pháp gia công bề mặt bọc cát (SC), bề mặt tạo gân xoắn ốc (HW) và phương pháp kết hợp bởi hai phương pháp (HW và SC) này được sử dụng phổ biến trong các thí nghiệm của bộ dữ liệu được thu thập.

3. Đánh giá sự phù hợp của một số công thức hiện hành

3.1. Công thức tính cường độ liên kết của cốt FRP trong bê tông

Bảng 1. Một số công thức đánh giá cường độ liên kết thanh FRP và bê tông

Tài liệu	Công thức	Giải thích ký hiệu
Roman và cộng sự [10]	$\tau_b = 14,7 \frac{\sqrt{f_c}}{d_b}$	τ_b : Cường độ liên kết (MPa); f_c : Cường độ nén bê tông (MPa); C: Bề dày lớp bê tông bảo vệ của mẫu (mm); d_b : Đường kính thanh FRP (mm); l_d : Chiều dài chôn thanh (mm); K_1 : Hệ số bao bọc thanh (1.3 khi có cốt thép đai khoảng cách dưới 300mm, 1.0 cho các trường hợp còn lại); K_2 : Hệ số loại bê tông (1.3 đối với bê tông siêu nhẹ, 1.2 đối với bê tông nhẹ, 1.0 đối với bê tông thường); K_3 : Hệ số kích thước thanh (0.8 khi $A_b \leq 300\text{mm}^2$, 1.0 khi $A_b > 300\text{mm}^2$ với A_b : Tiết diện thanh (mm^2)); K_4 : Hệ số loại sợi tổng hợp (1,0 đối với CFRP và GFRP, 1.25 đối với AFRP); K_5 : Hệ số bề mặt (1,0 cho bề mặt nhám cát hoặc bện xoắn ốc, 1.05 cho bề mặt bọc gân xoắn ốc, 1.8 cho bề mặt có rãnh); E_{FRP} : Modul đàn hồi của thanh FRP (MPa); A_t : Tiết diện thanh (mm^2); s, n: Khoảng cách (mm) và số lượng cốt thép đai E_t , E_s : Modul đàn hồi của thanh đai và cốt thép (MPa); α_1 : Hệ số hiệu ứng bao bọc; γ : Hệ số dạng phá hoại (2.5 cho dạng phá hoại nứt bê tông và 1.25 cho dạng phá hoại kéo trượt)
Lee và cộng sự [11]	$\tau_b = 3,3 f_c^{0,3}$	
ACI 440.1R-06 [2]	$\frac{\tau_b}{0,083\sqrt{f_c}} = 4,0 + 0,3 \frac{C}{d_b} + 100 \frac{d_b}{l_d}$	
CSA-S806 [3]	$\tau_b = \frac{C\sqrt{f_c}}{1,15(K_1K_2K_3K_4K_5)\pi d_b}$	
CSA S6-06 [4]	$\tau_b = \frac{0,4C\sqrt{f_c}}{0,45\pi d_b K_1 K_4}$	
JSCE [5]	$\tau_b = \frac{f_{bod}}{\alpha_1} = \frac{0,28 f_c^{2/3}}{1,3 \alpha_1}$ α_1 phụ thuộc vào giá trị $k_c = \frac{c}{d_b} + \frac{15A_t}{s d_b}$ $\alpha_1 = 1,0$ khi $k_c \leq 1,0$ $\alpha_1 = 0,9$ khi $1,0 < k_c \leq 1,5$ $\alpha_1 = 0,8$ khi $1,5 < k_c \leq 2,0$ $\alpha_1 = 0,7$ khi $2,0 < k_c \leq 2,5$ $\alpha_1 = 0,6$ khi $2,5 \leq k_c$	
FIB [6]	$\tau_b = \gamma\sqrt{f_c}$	

Trước khi xây dựng mô hình mới, việc phân tích so sánh mối tương quan giữa kết quả thực nghiệm từ bộ dữ liệu và các công thức thực nghiệm hiện hành trong các tiêu chuẩn thiết kế hoặc từ các nghiên cứu trước đây được tiến hành. Để đánh giá toàn diện, tổng cộng có 7 công thức thực nghiệm được đề xuất từ các nghiên cứu trước đây hoặc quy định trong các tiêu chuẩn thiết kế, đó là Roman và cộng sự, Lee và cộng sự, ACI 440.1R – 06, CSA S806, CSA S6:06, JSCE và FIB được sử dụng để tính toán cường độ liên kết giữa thanh FRP trong bê tông. Các công thức được sử dụng để xác định cường độ liên kết được tóm tắt trong Bảng 1. Trong số các công thức thực nghiệm được áp dụng trong nghiên cứu này, công thức của Roman và cộng sự đánh giá cường độ liên kết thanh dựa vào cường độ chịu nén của bê tông và đường kính thanh FRP, cũng như công thức được đề xuất bởi Lee và cộng sự chỉ xét đến cường độ chịu nén của bê tông. Trong khi đó, các công thức được quy định trong các tiêu chuẩn thiết kế mang tính phức tạp hơn, chẳng hạn ACI 440.1R – 06 có xét đến ảnh hưởng của các thông số khác như chiều dày chôn thanh và bề dày lớp bê tông bảo vệ của mẫu, hoặc công thức CSA – S806 dựa vào ảnh hưởng của loại thanh FRP, bề mặt gia công của thanh thông qua các hệ số ảnh hưởng.

Phạm vi ứng dụng của mỗi công thức được xác định dựa trên phạm vi biến thiên của các tham số trong tập dữ liệu cơ sở được sử dụng để xây dựng công thức tương ứng. Các công thức được phát triển bởi Roman và cộng sự, Lee và cộng sự, hoặc được quy định trong bộ tiêu chuẩn ACI-440 có quy định rõ ràng về phạm vi sử dụng, trong khi quy định này là không rõ ràng trong các công thức của CSA, JSCE hoặc FIB. Tuy nhiên, để xem xét tính ứng dụng của các công thức đối với nhiều loại thanh FRP cũng như ứng với

bê tông cường độ cao và siêu cao như mục đích ban đầu của nghiên cứu, việc so sánh giá trị tính toán và giá trị thực nghiệm đã được áp dụng cho cả phạm vi rộng trong bộ dữ liệu thí nghiệm được thu thập.

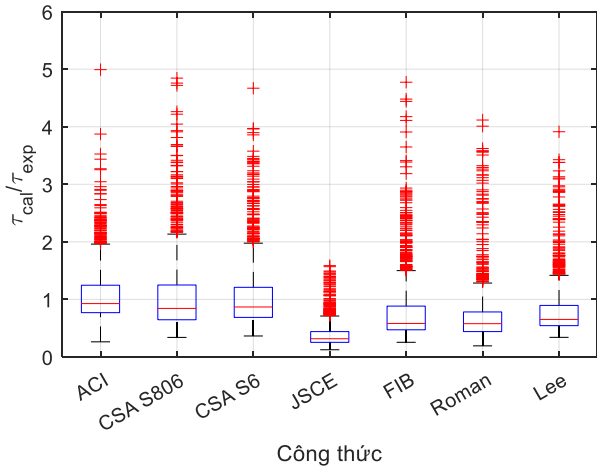
3.2. Đánh giá tương quan giữa các công thức với kết quả thực nghiệm

Hình 3 thể hiện mối quan hệ giữa giá trị cường độ liên kết thực nghiệm của thanh FRP trong bê tông so với kết quả của giá trị cường độ liên kết được tính toán từ các công thức được đề xuất trong Bảng 1 qua biểu đồ hộp (Box Plot). Hình hộp màu xanh được biểu thị trên Hình 3 được xem là khoảng phân vị (IQR), bao gồm đường có màu đỏ nằm giữa là giá trị trung vị (median) và phân vị thứ nhất (Q1) có 25% giá trị dưới giá trị trung vị, phân vị thứ 3 (Q3) có 75% giá trị trên giá trị trung vị lần lượt là đỉnh và đáy của hộp. Ngoài ra, các râu (whisker) nằm ngoài hình hộp mở rộng đến giá trị tối thiểu và tối đa của bộ dữ liệu. Còn lại, các giá trị ngoại lai (outlier) nằm ngoài các râu được thể hiện bằng biểu tượng dấu ‘+’ màu đỏ nằm ngoài hình hộp.

Dựa trên Hình 3, có thể nhận thấy rằng có số lượng lớn các điểm ngoại lai, cho thấy mối tương quan thấp giữa các giá trị thực nghiệm và kết quả đánh giá bằng bảy công thức trong Bảng 1. Điều này dễ hiểu vì mỗi công thức được xây dựng trên một bộ dữ liệu hạn chế có phạm vi ứng dụng cụ thể. Trong nghiên cứu này, bộ dữ liệu 1010 mẫu được sử dụng bao gồm các loại bê tông cường độ cao và siêu cao, kết hợp với nhiều loại thanh có các đường kính khác nhau, cũng như bề mặt gia công của nó có nhiều dạng khác nhau, dẫn đến nằm ngoài phạm vi trong nhiều công thức được đề xuất. Hầu hết các công thức được nêu ở Bảng 1 đều có giá trị trung bình nhỏ hơn 1, nghĩa là giá trị đánh giá thấp hơn

so với giá trị thực nghiệm. Trong đó, công thức JSCE có giá trị trung bình và độ lệch chuẩn nhỏ nhất trong các công thức, và chênh lệch tương đối lớn so với giá trị 1.0. Điều này là do công thức JSCE chủ yếu tính toán cường độ liên kết của thanh FRP trong bê tông dựa trên cường độ bê tông mà không xét đến các thông số ảnh hưởng khác. Nguyên tắc của công thức này là đánh giá thấp cường độ liên kết để nâng cao tính an toàn khi áp dụng công thức trong thiết kế.

Tóm lại, kết quả phân tích cho thấy các công thức được đề xuất hiện có trong Bảng 1 có những hạn chế khi được sử dụng để đánh giá cường độ liên kết toàn diện của thanh FRP trong bê tông đối với một bộ dữ liệu phức tạp và có phạm vi rộng. Do đó, cần phát triển một mô hình toàn diện hơn có thể xem xét ảnh hưởng phức tạp của các thông số khác nhau trên phạm vi rộng trong bối cảnh công nghệ vật liệu tổng hợp FRP cũng như vật liệu bê tông phát triển nhanh chóng trong những năm gần đây.



Hình 3: Mối tương quan giữa giá trị thực nghiệm và giá trị của các công thức hiện có

Bảng 2: Kết quả phân tích hồi quy giữa dữ liệu tính toán và thí nghiệm

Công thức	RMSE	R ²
ACI 440 1R – 06	5.4664	0.2228
CSA S806	8.2286	<0
CSA S6 – 06	6.9606	0.0086
JSCE	1.8348	<0
FIB	5.1029	<0
Roman	4.3425	<0
Lee	3.4794	<0

4. Xây dựng mô hình mới đánh giá toàn diện cường độ liên kết của các loại thanh FRP bên trong bê tông

4.1. Mô hình dựa theo phân tích hồi quy đa biến (MLR)

Phân tích hồi quy tuyến tính đa biến là một mô hình hồi quy cho phép ước tính biến phụ thuộc dựa trên hai hoặc nhiều biến độc lập liên quan đến biến phụ thuộc. Mô hình hồi quy tuyến tính đa biến có dạng phương trình:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi} + \varepsilon_i \quad (1)$$

Trong mô hình hồi quy đa biến, độ dốc (β) tương ứng

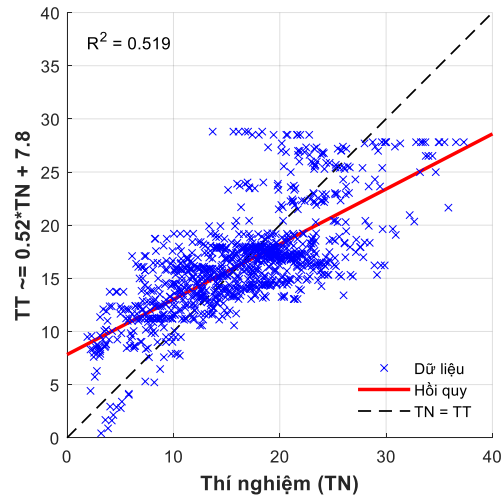
với sự gia tăng của biến phụ thuộc (Y) là kết quả của sự gia tăng đơn vị trong biến độc lập (X) khi các biến độc lập khác được giữ nguyên. Điều này cho thấy sự thay đổi trong biến phụ thuộc khi chỉ thay đổi một biến độc lập trong khi các biến độc lập khác không thay đổi. Độ dốc dương cho thấy mối quan hệ thuận, nghĩa là biến độc lập tăng, biến phụ thuộc cũng tăng. Độ dốc âm cho thấy mối quan hệ nghịch, nghĩa là khi biến độc lập tăng, biến phụ thuộc giảm.

MLR là mô hình được lựa chọn sử dụng rộng rãi để xây dựng các mô hình dự đoán thực nghiệm. Để tiến hành đánh giá trên mô hình hồi quy tuyến tính đa biến, bộ dữ liệu thí nghiệm bao gồm các thông số như loại thanh, chủng loại nhựa cao phân tử được số hóa dữ liệu để tiến hành phân tích, đánh giá mô hình. Trong mô hình này, các biến độc lập đầu vào bao gồm các thông số cường độ chịu nén bê tông, chủng loại cốt FRP, chủng loại nhựa cao phân tử, đường kính thanh, giới hạn bền của thanh, kích thước khối bê tông bao bọc, chiều dài đoạn thanh trong bê tông và tỉ lệ chiều dài liên kết thanh. Ngoài ra, biến phụ thuộc là thông số cường độ liên kết của dữ liệu thí nghiệm.

Phương trình kết quả sử dụng mô hình hồi quy tuyến tính:

$$BS = 4.6882 + 0.1055f'_c + 0.96678FRP + 0.26804RE - 0.071992SF + 0.0013285D_b - 0.00070663\sigma_b + (8.2221e - 06)E + 0.026371BL - 0.069165BW_1 + 0.09247BW_2 - 0.071942L_d + 0.036313 \frac{L_d}{D_b} \quad (2)$$

Trong phương trình này, f'_c thể hiện cường độ chịu nén của bê tông (MPa), chủng loại cốt FRP (FRP) (Trong đó, 1 là thanh CFRP, 2 là thanh GFRP và 3 là thanh BFRP), RE là chủng loại nhựa cao phân tử (1 là nhựa vinylester, 2 với nhựa Polyester, 3 đối với nhựa Polyvinylchloride và 4 là nhựa Epoxy), SF là loại phương pháp gia công bề mặt (1 là loại bề mặt bọc xoắn (HW), 2 là loại bề mặt bọc cát (SC), 3 là loại bề mặt kết hợp cả hai phương pháp trên (HW và SC)), đường kính thanh (d_b), σ_b thể hiện giới hạn bền của thanh (MPa), E là mô đun đàn hồi (GPa), BL, BW_1 , BW_2 lần lượt là kích thước mẫu bê tông (mm), L_d là chiều dài đoạn thanh trong bê tông để xác định cường độ liên kết (mm), tỉ lệ giữa chiều dài liên kết thanh và đường kính thanh (L_d/d_b).



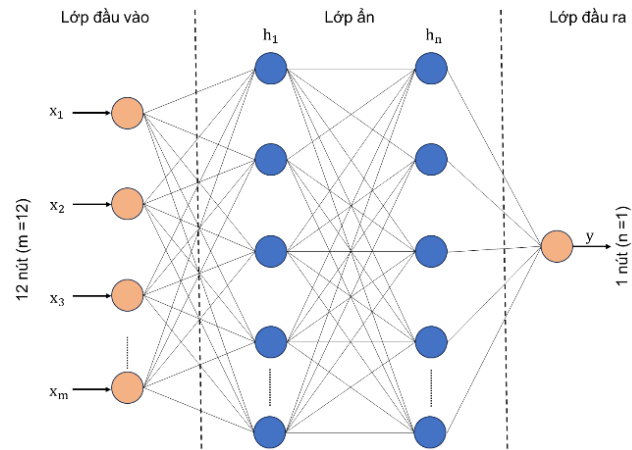
Hình 4: Kết quả dự đoán so với kết quả thí nghiệm theo mô hình hồi quy đa biến

Hình 4 được thể hiện độ chính xác của mối quan hệ hồi quy tuyến tính của dữ liệu thí nghiệm. Hệ số R^2 cho mối quan hệ này được tính toán là 0.5189, cho thấy tính tương quan là khá thấp. Điều này có thể là do ảnh hưởng của các thông số được biểu diễn theo mô hình hồi quy tuyến tính chưa thể hiện được bản chất ảnh hưởng phức tạp của các thông số này đến cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông. Nói cách khác, ở mô hình này, ảnh hưởng của các thông số đối với cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông được thể hiện như các biến hoàn toàn độc lập với nhau. Tuy nhiên, trên thực tế ảnh hưởng tương hỗ giữa các thông số có thể xảy ra. Ví dụ ảnh hưởng của đường kính thanh hoặc modul đàn hồi của thanh FRP có thể khác nhau đối với các loại bê tông khác nhau, hoặc ảnh hưởng của chiều dài chôn thanh FRP có thể khác nhau ứng với kích thước các mẫu thử khác nhau. Vì vậy, cần 1 mô hình phức tạp hơn để biểu diễn các mối quan hệ tương hỗ này.

4.2. Mô hình mạng nơron nhân tạo

4.2.1. Kiến trúc mạng

Mạng nơron nhân tạo (ANN) là mô hình toán học phức tạp để xử lý thông tin dựa trên hoạt động của hệ thần kinh sinh học, được tạo nên bởi một số lượng các nơron liên kết với nhau. Mạng ANN có thể được xem như một cấu trúc xử lý thông tin một cách phân tán và song song ở mức cao. Khả năng đánh giá của ANN phụ thuộc vào nhiều yếu tố, chẳng hạn như kiến trúc của mạng nơron, đặc tính đầu vào và đầu ra của mỗi nơron, thuật toán huấn luyện, dữ liệu học [12]. Như vậy, kiến trúc của mạng nơron là một trong những yếu tố quan trọng quyết định khả năng học của mạng ANN. Thông thường kiến trúc mạng nơron nhân tạo gồm ba thành phần chính: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra như thể hiện trên Hình 5. Trong đó, các nơron ở lớp ẩn nhận tín hiệu đầu vào từ các nơron ở lớp trước để tính toán dữ liệu đầu ra bằng các hàm kích hoạt và thuật toán lan truyền.



Hình 5: Kiến trúc mạng ANN

Trong nghiên cứu này, 12 tham số của mẫu thí nghiệm, bao gồm cường độ chịu nén của bê tông (f'_c), chủng loại cốt FRP, chủng loại nhựa cao phân tử, đường kính thanh (d_b), giới hạn bền của thanh (σ_b), mô đun đàn hồi (E), kích thước mẫu bê tông, chiều dài đoạn thanh liên kết trong bê tông để xác định cường độ bám dính, tỉ lệ giữa chiều dài đoạn thanh và đường kính thanh được coi là các nơron lớp đầu vào. Chỉ có một nút trong lớp đầu ra được sử dụng để biểu thị cường độ liên kết giữa cốt FRP và bê tông. Ngoài ra, mạng nơron truyền thẳng (Feedforward Neural Network – FFNN) và mạng nơron truyền phân cấp (Cascade Forward Neural Network – CFNN) được triển khai trong

phương pháp học máy này. Trong đó, mạng nơron truyền thẳng được sử dụng nhiều trong mô hình học máy ANN, vì nó có kiến trúc đơn giản và dễ huấn luyện. Đối với hàm kích hoạt, hàm sigmoid tiếp tuyến hyperbol (Hyperbolic tangent sigmoid transfer function) có dạng phương trình $f(n) = 2/(1 + e^{-2n}) - 1$ được sử dụng để chuyển dữ liệu về các giá trị nằm trong khoảng $[-1 \ 1]$ ở lớp đầu ra.

4.2.2. Huấn luyện và xác thực mô hình đánh giá

Để phát triển mô hình đánh giá cường độ liên kết của thanh FRP trong bê tông, bộ dữ liệu gồm 1010 mẫu thí nghiệm được chia thành ba tập dữ liệu nhỏ với tỉ lệ là 0,70 : 0,15 : 0,15 tương ứng với các giai đoạn xử lý của mô hình ANN là tập huấn luyện, tập kiểm thử và tập xác thực. Ngoài ra, số lượng nơron trong một lớp ẩn và số lớp ẩn được khảo sát trong quá trình huấn luyện nhằm xác định kết quả tốt nhất với số lớp ẩn và số lượng nơron trong mỗi lớp ẩn tối ưu. Trong nghiên cứu này, sai số toàn phương trung bình (MSE) và hệ số tương quan (R) được sử dụng để xác định mô hình có kiến trúc tốt. Trong đó, MSE được xác định theo công thức:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}$$

Với y_i là giá trị kết quả thí nghiệm của bộ dữ liệu, \hat{y}_i là giá trị đánh giá và n là số lượng mẫu thí nghiệm.

Mô hình ANN được thực hiện để đánh giá cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông lần lượt trải qua quá trình huấn luyện với mạng nơron truyền thẳng và mạng nơron truyền phân cấp, số lớp ẩn trong kiến trúc của các mạng này được sử dụng theo trình tự là 1 lớp ẩn, 2 lớp ẩn và 3 lớp ẩn. Đối với mỗi trường hợp trên, số vòng lặp được thực hiện cho 2, 4, 6 đến 20 nơron trong mỗi lớp ẩn. Kết quả thực hiện được ghi lại ở Bảng 3 và Hình 6. Mô hình ANN có giá trị MSE nhỏ nhất và giá trị R lớn nhất được xác định là mô hình tốt nhất. Số lượng nơron tối ưu cho mạng nơron truyền thẳng trong 1 lớp ẩn lần lượt của 3 trường hợp là 12, 4, 6. Trong khi đó, mạng nơron truyền phân cấp có số lượng nơron tối ưu trong các trường hợp là 16, 16, 14.

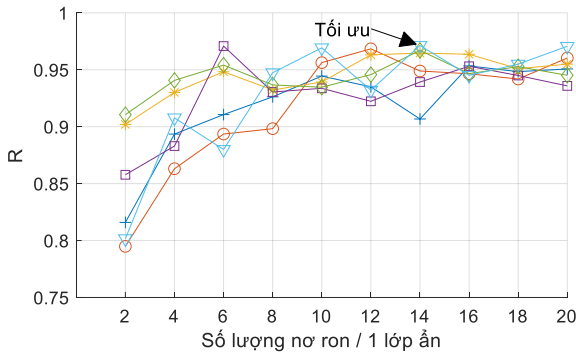
Bảng 3: Kết quả phân tích tham số tối ưu

Mạng ANN	Số lớp ẩn	Số nơron tối ưu trong 1 lớp ẩn	Giá trị R	Giá trị MSE
Mạng nơron lan truyền thẳng (FFNN)	1	12	0.9684	0.0071
	2	6	0.9708	0.0071
	3	14	0.9713	0.0059
Mạng nơron lan truyền phân cấp (CFNN)	1	16	0.9534	0.0075
	2	16	0.9636	0.0083
	3	14	0.9670	0.0066

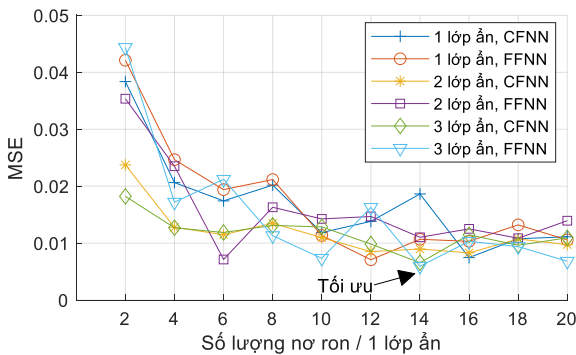
Theo kết quả phân tích, mô hình mạng nơron truyền thẳng 3 lớp ẩn có 14 nơron trong mỗi lớp ẩn cho kết quả tốt nhất với hệ số tương quan R lớn nhất và giá trị MSE nhỏ nhất lần lượt là 0.9713 và 0.0059. Theo sau đó, kết quả

phân tích tham số của mạng nơron truyền phân cấp với 3 lớp ẩn gồm 14 nơron ở mỗi lớp có hệ số tương quan R chỉ là 0.9670 và giá trị MSE là 0.0066. Qua đó, có thể nhận thấy mô hình mạng nơron truyền thẳng (FFNN) có tính năng làm việc tốt, đáng mong đợi hơn so với mạng nơron truyền phân cấp (CFNN).

Khảo sát ảnh hưởng số lượng nơron trong một lớp ẩn đến tính năng mô hình đánh giá cho cường độ liên kết được thể hiện trong Hình 6. Mô hình ANN được khảo sát với số lượng nơron trong mỗi lớp ẩn từ 1 đến 20 nơron cho trường hợp mạng FFNN và mạng CFNN có 3 lớp ẩn. Số nơron tối ưu được xác định sau khảo sát cho mỗi trường hợp là như nhau với 14 nơron trong mỗi lớp ẩn.

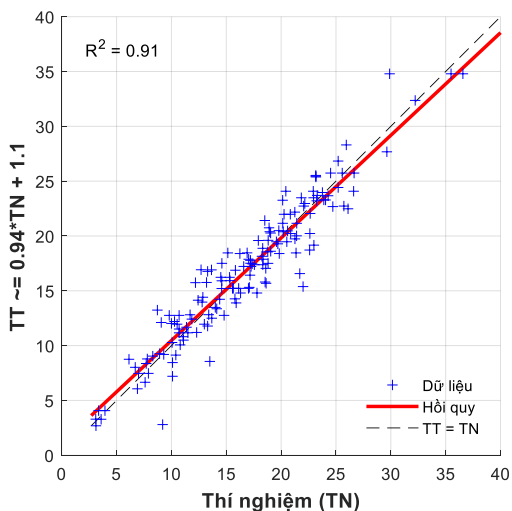


(a) Giá trị R



(b) Giá trị MSE

Hình 6: Khảo sát hiệu suất của mô hình ANN đối với mạng FFNN và mạng CFNN có 3 lớp ẩn theo số lượng nơron trong một lớp ẩn



Hình 7: Kết quả dự đoán so với kết quả thử nghiệm theo mô hình ANN

Kết quả tương quan của mô hình ANN được xây dựng và tập dữ liệu test trong bộ dữ liệu thí nghiệm được thể hiện như Hình 7. Kết quả cho thấy tương quan của mô hình ANN không chỉ cao đối với tập dữ liệu học mà còn có hệ số tương quan cao (0.91) đối với tập dữ liệu test. Kết quả này cho thấy độ chính xác của mô hình được phát triển cao hơn rõ rệt so với các công thức hiện tại cũng như công thức theo phương pháp hồi quy đa biến.

5. Kết luận

Nghiên cứu này đã tập trung phát triển các mô hình kỹ thuật học máy để đánh giá cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông. Ngoài ra, nghiên cứu cũng đã tổng hợp và đánh giá bảy công thức được đề xuất trong các nghiên cứu trước đây và quy định trong tiêu chuẩn thiết kế. Trong nghiên cứu này, mô hình hồi quy tuyến tính đa biến (MLR) và mô hình mạng nơron nhân tạo (ANN) được thực hiện để đánh giá, đánh giá dựa trên bộ dữ liệu thí nghiệm có 1010 mẫu thí nghiệm kéo nhỏ một phương của thanh FRP trong bê tông được thu thập.

Kết quả nghiên cứu cho thấy tương quan thấp giữa các công thức hiện có đối với tập dữ liệu thí nghiệm mở rộng được thu thập trong nghiên cứu. Điều này là do mỗi công thức được xây dựng trên một bộ dữ liệu hạn chế, trong khi bộ dữ liệu 1010 mẫu được sử dụng bao gồm các loại bê tông cường độ cao và siêu cao, kết hợp với nhiều loại thanh có các đường kính khác nhau, cũng như bề mặt gia công của nó có nhiều dạng khác nhau, dẫn đến nằm ngoài phạm vi trong nhiều công thức được đề xuất.

Mô hình dự đoán cường độ liên kết thanh FRP trong bê tông bằng mô hình hồi quy tuyến tính đa biến có độ chính xác thấp. Điều này là do ảnh hưởng của các thông số được biểu diễn theo mô hình hồi quy tuyến tính chưa thể hiện được bản chất ảnh hưởng phức tạp của các thông số này đến cường độ liên kết giữa thanh FRP và bê tông.

Mô hình mạng nơron truyền thẳng (FFNN) cho kết quả đánh giá đáng mong đợi hơn mô hình mạng nơron truyền phân cấp (CFNN) với kiến trúc mạng được tối ưu hóa là 3 lớp ẩn và có 14 nơron trong mỗi lớp ẩn. Sử dụng kỹ thuật học máy bằng phương pháp mạng nơron nhân tạo cho kết quả rất khả quan với hệ số tương quan lên đến 0,9713. Do đó, việc sử dụng mô hình ANN được phát triển có thể giúp đánh giá cường độ liên kết của nhiều loại thanh FRP khác nhau bên trong các loại bê tông khác nhau bao gồm bê tông thường, cường độ cao và siêu cao.

Lời cảm ơn

Bài báo cáo này được tài trợ bởi Trường Đại học Bách khoa – ĐHQĐ thuộc đề tài có mã số B2022-DN02-10.

Tài liệu tham khảo

- [1] N. M. Hải, Đ. V. Hải, P. H. Nam, P. V. Ngọc, H. P. Nam, and P. T. Cường, "Nghiên cứu tổng quan về các loại thanh FRP và tính ứng dụng của một số công thức đánh giá cường độ liên kết giữa thanh FRP–bê tông," *Tạp chí Khoa học và Công nghệ-Đại học Đà Nẵng*, pp. 27-36, 2023.
- [2] A. C. I. C. 440, "Guide for the Design and Construction of Structural Concrete Reinforced with FRP Bars: ACI 440.1 R-06," 2006: American Concrete Institute.
- [3] C. S. Association, "Design and Construction of Building Components with Fibre-Reinforced Polymers (CAN/CSA S806-02)," *Canadian Standards Association, Mississauga, ON, Canada*, 2002.
- [4] C. Code, "CAN/CSA S6-06," *Canadian Standards Association, Canada*, vol. 734, 2006.
- [5] A. Machida and T. Uomoto, *Recommendation for design and*

- construction of concrete structures using continuous fiber reinforcing materials.* Japan Soc. of Civil Engineers Tokyo, Japan, 1997.
- [6] F. B. N. 40, "FRP reinforcement in RC structures," Technical report 2007.
- [7] N. C. Concha, "Neural network model for bond strength of FRP bars in concrete," in *Structures*, 2022, vol. 41: Elsevier, pp. 306-317.
- [8] B. Basaran, I. Kalkan, E. Bergil, and E. Erdal, "Estimation of the FRP-concrete bond strength with code formulations and machine learning algorithms," *Composite Structures*, vol. 268, p. 113972, 2021.
- [9] M. Baena, L. Torres, A. Turon, and C. Barris, "Experimental study of bond behaviour between concrete and FRP bars using a pull-out test," *Composites Part B: Engineering*, vol. 40, no. 8, pp. 784-797, 2009.
- [10] R. Okelo and R. L. Yuan, "Bond strength of fiber reinforced polymer rebars in normal strength concrete," *Journal of composites for construction*, vol. 9, no. 3, pp. 203-213, 2005.
- [11] J.-Y. Lee *et al.*, "Interfacial bond strength of glass fiber reinforced polymer bars in high-strength concrete," *Composites Part B: Engineering*, vol. 39, no. 2, pp. 258-270, 2008.
- [12] J. Zou, Y. Han, and S.-S. So, "Overview of artificial neural networks," *Artificial neural networks: methods and applications*, pp. 14-22, 2009.

NGHIÊN CỨU MÔ PHỎNG ỨNG XỬ CẤU KIỆN CHỊU UỐN SỬ DỤNG VÁN KHUÔN ĐÚC SẴN ĐƯỢC LÀM BẰNG BÊ TÔNG CƯỜNG ĐỘ CAO VÀ LƯỚI GIA CƯỜNG

ANALYTICAL STUDY OF FLEXURAL COMPONENTS UTILIZING THE FORMWORK PANELS WITH HIGH-STRENGTH CONCRETE AND REINFORCEMENT GRIDS

SVTH: Trần Hữu Thái, Đào Việt Tâm, Phạm Thanh Tuấn, Võ Minh Quân

Lớp 19VLXD, Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách khoa – Đại học Đà Nẵng;

Email: 109190034@sv1.dut.udn.vn, 109190031@sv1.dut.udn.vn, 109190041@sv1.dut.udn.vn, 109190028@sv1.dut.udn.vn

GVHD: TS. Nguyễn Minh Hải¹, KS. Trần Văn Rin², TS. Phan Hoàng Nam¹

¹Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách khoa – Đại học Đà Nẵng;

² PEDI Civil Solutions JSC, Đà Nẵng

Email: nmhai@dut.udn.vn

Tóm tắt: Hệ thống ván khuôn thế hệ mới được làm bằng bê tông cường độ cao và lưới gia cường được kỳ vọng giúp cải thiện khả năng thi công và bề mặt hoàn thiện của công trình. Ứng dụng này đặc biệt phù hợp đối với các hạng mục công trình khó khăn trong công tác tháo dỡ ván khuôn hoặc cần độ hoàn thiện bề mặt cao. Ở nghiên cứu này, ứng xử uốn của cấu kiện khi sử dụng kết hợp hệ thống ván khuôn thế hệ mới được được điều tra nhằm làm rõ hiệu quả gia cường của ván khuôn đối với cấu kiện. Nghiên cứu thực hiện một loạt mô phỏng với các trường hợp sử dụng ván khuôn khác nhau ứng với các cấu kiện trong trường hợp chịu uốn bao gồm trụ, dầm, tường và sàn bằng phần mềm thông dụng Abaqus. Kết quả nghiên cứu cho thấy, ván khuôn bê tông cường độ cao và lưới gia cường giúp tăng khả năng chịu uốn của cấu kiện, đặc biệt đối với cấu kiện mỏng như sàn và tường. Kết quả cũng chứng minh rằng, hiệu quả này chỉ phát huy tối đa khi đảm bảo liên kết giữa lớp ván khuôn và phần bê tông đổ tại chỗ.

Từ khóa: ván khuôn, bê tông đúc sẵn cường độ cao, phần tử hữu hạn, ứng xử uốn

Abstract: The new generation formwork system made of high-strength concrete and reinforced mesh is expected to enhance construction workability and and the surface smoothness of the structures. This application is particularly suitable for challenging construction tasks involving formwork dismantling or requiring a high-quality surface. The study aims to elucidate the behavior of structural components subjected to bending using the new generation formwork system. In pursuit of the aforementioned objective, the study conducts a series of simulations with various formwork usage cases corresponding to structural components such as columns, beams, walls, and floors using the Abaqus software. The research findings indicate that high-strength concrete formwork and reinforced mesh help increase the bending resistance of structural components, especially for floors and walls. The results also demonstrate that this effectiveness is maximized when ensuring the connection between the formwork layer and the in-place poured concrete.

Key words: Formwork, High-strength precast concrete, FEM, Flexural behavior

1. Giới thiệu

Sự cải tiến không ngừng về giải pháp thi công kết hợp với giải pháp vật liệu tiên tiến là yếu tố then chốt để phát triển ngành kỹ thuật xây dựng ngày nay. Gần đây, giải pháp thi công sử dụng ván khuôn bê tông đúc sẵn để thay thế cho ván khuôn gỗ và thép truyền thống đang được nhiều tập đoàn xây dựng, nhà khoa học trong và ngoài nước quan tâm [1]. Giải pháp này kết hợp hợp lý giữa chức năng ván khuôn dùng trong thi công đổ bê tông và chức năng gia cường giúp tăng khả năng chịu lực của bản thân cấu kiện khi sử dụng kết hợp với hệ thống ván khuôn. Với cách áp dụng này, công tác tháo rời ván khuôn sau khi thi công được lược bỏ, qua đó giúp nâng cao hiệu quả và rút ngắn thời gian thi công. Điều này đặc biệt phù hợp với các công trình có điều kiện thi công khó khăn như hạng mục ngầm (Hình 1), cũng như các cấu kiện được thi công ở độ cao hoặc trong nước. Ngoài ra, việc sử dụng ván khuôn giúp nâng cao độ hoàn thiện bề mặt của cấu kiện vì ván khuôn có thể được sản xuất và dưỡng hộ tại nhà máy với quy trình bảo dưỡng đảm bảo. Hơn nữa, việc bỏ

sung lưới gia cường vào ván khuôn giúp nâng cao khả năng chịu uốn của không những bản thân ván khuôn mà còn của cấu kiện bê tông khi sử dụng với ván khuôn.

Mặc dù ván khuôn bê tông đúc sẵn đã bắt đầu được áp dụng tại một số dự án xây dựng tại Việt Nam [2] cũng như trên thế giới [3]. Tuy nhiên, hầu hết các dự án này chỉ sử dụng ván khuôn bê tông đúc sẵn nhằm giảm



Hình 1. Hệ thống ván khuôn trong thi công móng và các tường chắn đất

quá trình thi công tháo khuôn, mà ít quan tâm đến ảnh hưởng của hệ thống ván khuôn đến khả năng chịu lực của cấu kiện. Mặt khác, hệ thống ván khuôn bê tông đúc sẵn có thể ứng dụng cho nhiều loại cấu kiện khác

nhau như sàn, dầm, trụ, tường, móng... Đối với cấu kiện này, việc làm rõ ứng xử uốn của cấu kiện khi cùng làm việc với ván khuôn là hết sức quan trọng.

Trong bối cảnh đó, Nguyễn Minh Hải và cộng sự đã thực hiện nghiên cứu thực nghiệm [4] và mô phỏng [5] về ứng xử uốn của cấu kiện chịu uốn sử dụng 4 mặt hoặc 2 mặt ván khuôn bê tông cường độ cao và lưới thép không gỉ. Kết quả nghiên cứu đã thể hiện rằng sức kháng uốn của cấu kiện tăng lên đáng kể khi sử dụng các tấm ván khuôn bê tông đúc sẵn. Tuy nhiên, nghiên cứu này không làm rõ ứng xử đối với trường hợp khi sử dụng kết hợp 1, 2 hoặc 3 mặt ván khuôn ứng với cấu kiện sàn, tường và dầm. Ngoài ra, nghiên cứu chỉ sử dụng 1 loại ván khuôn với 1 loại lưới thép, cũng như không tập trung phân tích ảnh hưởng của liên kết ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ lên ứng xử uốn của cấu kiện.

Vì vậy, nghiên cứu này được thực hiện nhằm làm rõ (i) ứng xử uốn của các dạng cấu kiện khác nhau bao gồm trụ, dầm, tường, sàn khi sử dụng hệ thống ván khuôn thể hệ mới và (ii) ảnh hưởng của chủng loại lưới gia cường cũng như điều kiện liên kết giữa lớp ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ lên ứng xử uốn của cấu kiện. Để hướng đến mục tiêu trên, nghiên cứu thực hiện một loạt mô phỏng với các trường hợp sử dụng ván khuôn khác nhau bằng phần mềm thông dụng Abaqus. Các ứng xử mô phỏng bao gồm quan hệ giữa tải trọng – độ võng, ứng suất thép chủ, ứng suất của bê tông đã được phân tích.

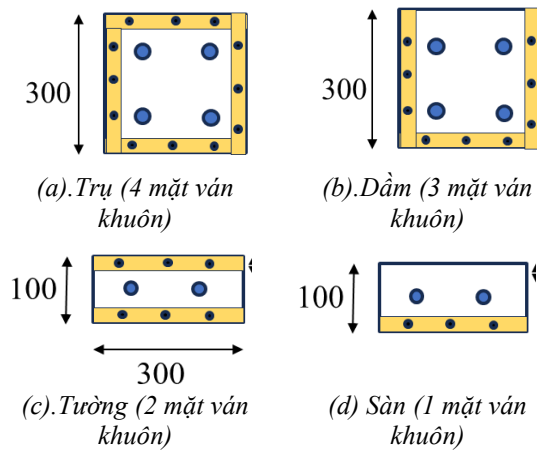
2. Xây dựng mô hình phần tử hữu hạn

2.1. Các trường hợp mô phỏng

Nghiên cứu này tập trung xem xét ứng xử uốn đối với 4 trường hợp cấu kiện bao gồm trụ, dầm, tường và sàn ứng với việc kết hợp lần lượt 4, 3, 2, 1 mặt tấm ván khuôn được thể hiện như **Hình 2**. Các trường hợp mô phỏng được tóm lược trong **Bảng 1**. Cốt thép chủ D16 được sử dụng đối với cấu kiện trụ, dầm, trong khi thép D10 được sử dụng cho cấu kiện tường và sàn. Bê tông của cả 4 trường hợp cấu kiện là 300mm, trong khi bê tông của cấu kiện là 300mm đối với trụ, dầm, và 100mm đối với tường, sàn.

Trong tất cả các trường hợp, ván khuôn có độ dày 20 mm. Có 2 trường hợp bố trí lưới gia cường trong ván khuôn bao gồm, lưới thép không gỉ thanh D4 với khoảng cách thanh là 100mm hoặc lưới phi kim thanh FRP đường kính D2 và có khoảng cách ô lưới là 75mm. Việc thay đổi thông số này nhằm điều tra ảnh hưởng của chủng loại lưới gia cường đến ứng xử uốn của cấu kiện. Bên cạnh đó, liên kết giữa ván khuôn và cấu kiện cũng được coi là 1 biến số quan trọng. Nhằm làm rõ ảnh hưởng này, nghiên cứu thay đổi cho 2 trường hợp liên kết bao gồm trường hợp liên kết cứng (LKC) và trường

hợp liên kết trượt (LKT) với hệ số ma sát $K=1,2$ [8]. Ngoài ra, 2 trường hợp đối chứng ứng với trụ, dầm, hoặc tường, sàn không sử dụng ván khuôn cũng được mô phỏng như thể hiện trong **Bảng 1**.



Hình 2. Các trường hợp sử dụng ván khuôn ứng với các loại cấu kiện khác nhau

Bảng 1. Các trường hợp mô phỏng

Trường hợp	Bê tông đổ tại chỗ	Bê tông ván khuôn	Thép chủ	Lưới thép không gỉ	Liên kết ván khuôn – bê tông	
Dầm (0 dầm ván khuôn)	DN (dầm)	M30	-	Phi 16	-	-
	SN (sàn)	M30	-	Phi 10	-	-
Trụ (4 mặt ván khuôn)	D4-1	M30	M60	Phi 16	Phi 4 (3)	LKC
	D4-2	M30	M60	Phi 16	Phi 4 (3)	LKT
	D4-3	M30	M60	Phi 16	Phi 2 (5)	LKC
Dầm (3 mặt ván khuôn)	D3-1	M30	M60	Phi 16	Phi 4 (3)	LKC
	D3-2	M30	M60	Phi 16	Phi 4 (3)	LKT
	D3-3	M30	M60	Phi 16	Phi 2 (5)	LKC
Tường (2 mặt ván khuôn)	T2-1	M30	M60	Phi 10	Phi 4 (3)	LKC
	T2-2	M30	M60	Phi 10	Phi 4 (3)	LKT
	T2-3	M30	M60	Phi 10	Phi 2 (5)	LKC
Sàn (1 mặt ván khuôn)	T1-1	M30	M60	Phi 10	Phi 4 (3)	LKC
	T2-2	M30	M60	Phi 10	Phi 4 (3)	LKT
	T2-3	M30	M60	Phi 10	Phi 2 (5)	LKC

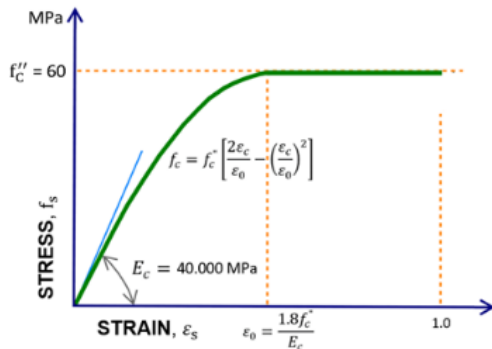
2.2. Mô hình vật liệu

Trong tất cả các trường hợp mô phỏng ở **Bảng 1**, phần bê tông đổ tại chỗ của cấu kiện là bê tông thường có Mác 30, trong khi bê tông dùng cho ván khuôn đúc sẵn là bê tông cường độ cao Mác 60. Hiện nay, bê tông cường độ siêu cao hoặc bê tông cốt sợi được phát triển mạnh mẽ [6]. Tuy nhiên, để giảm thiểu giá thành trong sản xuất sản phẩm ván khuôn đúc sẵn, nghiên cứu đã sử dụng bê tông Mac 60. Trong mô hình vật liệu bê tông sử dụng cho mô phỏng, vùng nén của bê tông được sử dụng theo mô hình phi tuyến không chứa vùng hóa

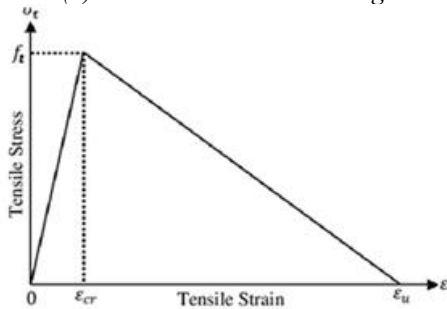
mềm như thể hiện ở **Hình 3(a)**. Điều này là do trong các trường hợp làm việc được tính tới, ván khuôn ít có khả năng làm việc đến trạng thái đạt phá hoại nén. Trong khi đó, vùng kéo sử dụng mô hình phi tuyến có chứa vùng hóa mềm như thể hiện ở **Hình 3(b)**. Ứng với từng mô hình, các thông số vật liệu bê tông được thể hiện như **Bảng 2**.

Bên cạnh đó, thép chủ trong cấu kiện và cũng như vật liệu gia cường trong ván khuôn đều sử dụng mô hình phi tuyến 2 bậc như trong **Hình 4**. Trong trường hợp ván khuôn sử dụng lưới phi kim FRP, mô hình vật liệu của FRP cũng sử dụng mô hình phi tuyến 2 bậc như **Hình 4**, nhưng với hệ số đàn hồi nhỏ hơn và cường độ kéo lớn hơn như thể hiện ở **Bảng 2**.

Loại vật liệu	Modulus đàn hồi (GPa)	Cường độ nén (MPa)	Cường độ kéo (MPa)
Bê tông M30	30	30	4
Bê tông M60	40	60	6
Thép	210	300	
FRP	70	1000	

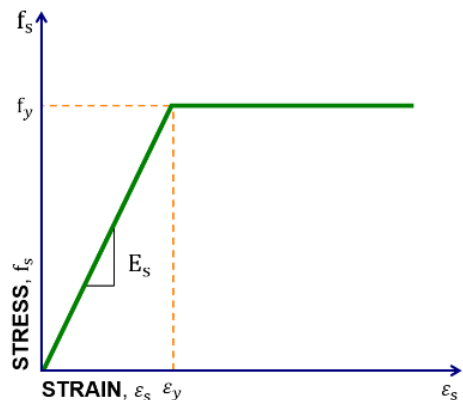


(a). Mô hình miền nén bê tông



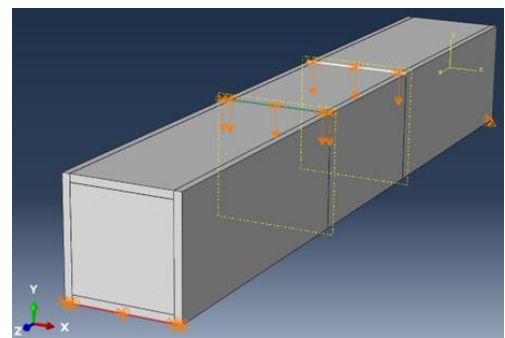
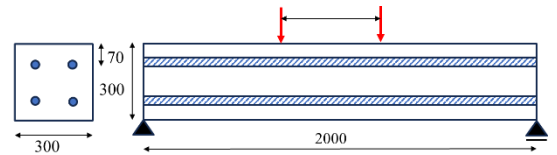
(b). Mô hình miền kéo bê tông

Hình 3. Mô hình vật liệu bê tông

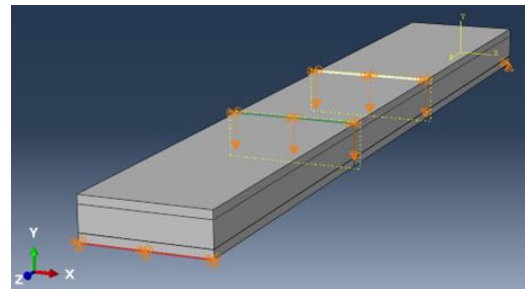
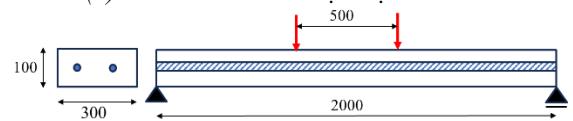


Hình 4. Mô hình vật liệu thép và FRP

Bảng 2. Thông số vật liệu sử dụng trong mô phỏng



(a) Gia tải uốn cấu kiện trụ và dầm



(b) Gia tải uốn cấu kiện tường và sàn

Hình 5. Sơ đồ gia tải thiết lập trong mô phỏng

2.3. Mô hình liên kết và điều kiện biên

Mô hình phần tử hữu hạn ba chiều được sử dụng trong phân tích với phần tử ba chiều được gán cho bê tông, và phần tử thanh được gán cho cốt thép và lưới gia cường. Sơ đồ gia tải uốn 2 điểm được áp dụng trong mô phỏng ứng với trường hợp cho cấu kiện trụ và dầm được thể hiện như **hình 5(a)**, và ứng với cấu kiện tường và sàn được thể hiện như **hình 5(b)**.

Liên kết giữa cốt thép chủ và bê tông đổ tại chỗ, cũng như liên kết giữa lưới gia cường và bê tông ván khuôn được giả sử bằng liên kết cứng, phù hợp với các lý thuyết về cấu kiện bê tông cốt thép thông thường [7].

Trong khi đó, liên kết giữa ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ là một biến số quan trọng cần được xem xét. Nếu liên kết giữa 2 lớp ảnh hưởng đáng kể đến khả năng chịu tải trọng của cấu kiện, cần có các giải pháp về cấu tạo như làm nhám bề mặt ván khuôn hoặc tạo các gân chống cắt nhằm nâng cao khả năng liên kết giữa ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ. Do đó, ở nghiên cứu này, 2 trường hợp liên kết bao gồm trường hợp liên kết cứng (LKC) và trường hợp liên kết trượt (LKT) với hệ số ma sát $K=1,2$ [8] được sử dụng để xem xét ảnh hưởng này.

3. Kết quả và thảo luận

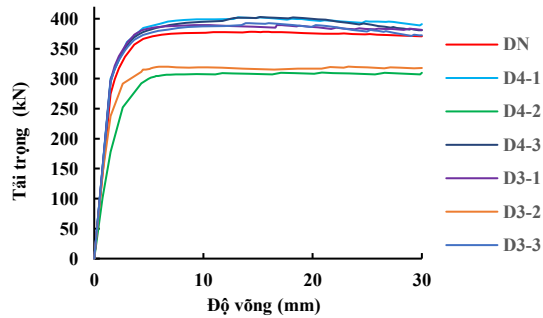
3.1. Quan hệ giữa tải trọng và độ võng

Kết quả phân tích quan hệ giữa tải trọng và độ võng của các trường hợp trong **Bảng 1** được thể hiện trong **Hình 6**. **Hình 6(a)** và **(b)** thể hiện quan hệ ứng với cấu kiện trụ và dầm, trong khi **hình 6(c)** và **(d)** thể hiện quan hệ của các trường hợp ứng với tường và sàn. Ký hiệu và màu sắc các đường được thể hiện trong **hình 6** ứng với các trường hợp trong **Bảng 1**.

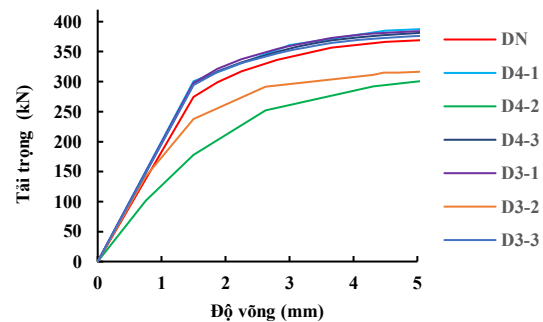
Hình 6(a) và **(b)** cho thấy các ứng xử của các trường hợp sử dụng 4 mặt ván khuôn và 3 mặt ván khuôn khá giống với ứng xử của dầm BTCT không sử dụng ván khuôn (DN). Trong khi tải trọng cực đại của các trường hợp sử dụng liên kết giữa ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ là liên kết cứng (D3-1, D3-3, D4-1, D4-3) cao hơn khoảng 5-10% so với giá trị cực đại của dầm không ván khuôn, thì tải trọng cực đại của trường hợp trong trường hợp liên kết trượt (D3-2, D4-2) giảm đi khoảng 20% so với dầm DN. Điều này cho thấy liên kết giữa lớp ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ có vai trò hết sức quan trọng và cần được đảm bảo khi sử dụng hệ thống này trong công trình thực tế.

Tương tự, **hình 6(c)** và **(d)** cũng cho thấy hiệu quả nâng cao sức kháng uốn của cấu kiện tường và sàn trong trường hợp liên kết cứng giữa ván khuôn và bê tông đổ tại chỗ và hiệu ứng ngược lại khi liên kết này không đảm bảo. Tuy nhiên, khác với trường hợp của trụ và dầm, hiệu quả gia cường của tấm ván khuôn khi áp dụng cho tường và sàn là rất rõ rệt. Độ cứng, tải trọng xuất hiện vết nứt uốn và tải trọng cực đại của trường hợp sử dụng 2 tấm ván khuôn cho tường, và trường hợp sử dụng 1 tấm ván khuôn cho sàn lần lượt cao hơn 2.0 và 1.7 lần so với tấm sàn không sử dụng ván khuôn có cùng kích thước. Sở dĩ, hiệu ứng nâng cao sức kháng uốn trong trường hợp sử dụng ván khuôn cho sàn hoặc tường cao hơn so với cho dầm và trụ là do sự khác nhau về lượng cốt thép và kích thước của các cấu kiện này. Nghĩa là, cùng một kích thước ván khuôn, hiệu quả trong việc nâng cao sức kháng uốn đối với cấu kiện có độ dày nhỏ, và lượng cốt thép ít sẽ cao hơn so với các cấu kiện có kích thước và lượng cốt thép lớn hơn. Điều này là dễ hiểu dựa theo tỷ lệ kích thước và hàm lượng

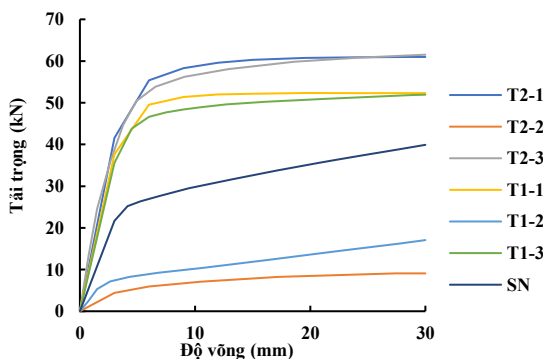
cốt thép bên trong khuôn ván khi so với phần bê tông đổ tại chỗ càng lớn thì hiệu ứng gia cường càng tăng và ngược lại.



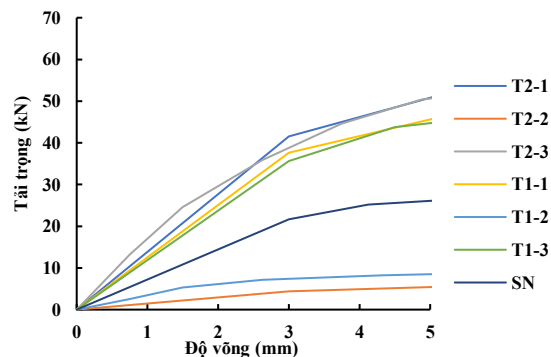
(a) Đối với trụ và dầm (độ võng đến 30mm)



(b) Đối với trụ dầm (độ võng đến 5mm)



(c) Đối với tường và sàn (độ võng đến 30mm)



(d) Đối với tường và sàn (độ võng đến 5mm)

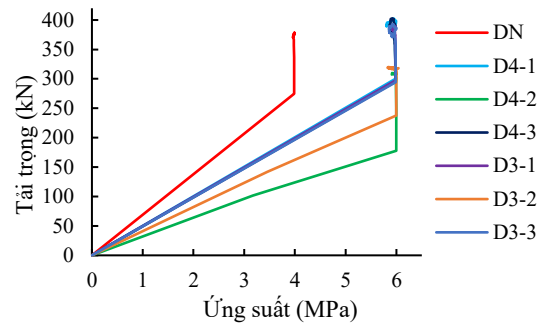
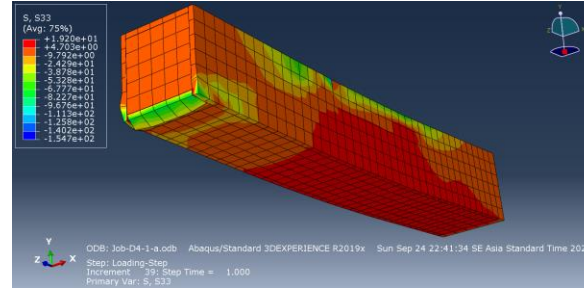
Hình 6. Quan hệ tải trọng – độ võng

Mặt khác, **Hình 6** cho thấy không có sự khác biệt lớn trong ứng xử uốn giữa trường hợp sử dụng lưới thép D4 khoảng cách 100mm (các mẫu số 1) và trường hợp sử dụng lưới phi kim D2 khoảng cách 75mm cho ván khuôn (các mẫu số 3). Điều này cho thấy ván khuôn có thể được dùng kết hợp với cả cốt thép không gỉ hoặc lưới phi kim tùy thuộc vào nhu cầu của ứng dụng trong thực tế. Ngoài ra, một ưu điểm quan trọng của việc sử dụng ván khuôn có thể quan sát từ **hình 6**, đặc biệt là **hình 6(d)** cho thấy rằng việc sử dụng ván khuôn (trường hợp liên kết cứng) có thể cải thiện đáng kể độ cứng ban đầu và nâng cao tải trọng phát sinh vết nứt uốn đáng kể so với cấu kiện bê tông cốt thép thông thường. Đây là ưu điểm lớn trong việc nâng cao chất lượng và tuổi thọ của công trình, đặc biệt đối với các cấu kiện dạng sàn và tường. Tuy nhiên, điều kiện tiên quyết để phát huy ưu điểm này là việc đảm bảo liên kết giữa lớp bê tông đổ tại chỗ và lớp ván khuôn để tạo liên kết với lớp bê tông đổ tại chỗ là hết sức quan trọng.

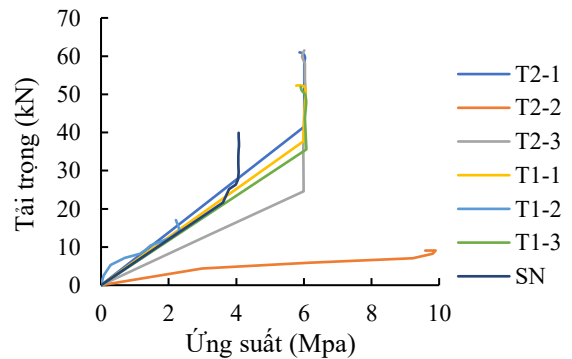
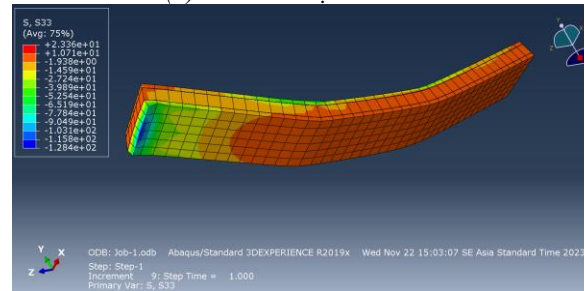
3.2. Ứng suất kéo của bê tông

Việc sử dụng các tấm ván khuôn bê tông ở mặt dưới các cấu kiện có thể ảnh hưởng đến quá trình hình thành vết nứt uốn của cấu kiện. **Hình 7** thể hiện phân bố ứng suất và quan hệ tải trọng - ứng suất kéo của phần từ chính giữa của bê tông mặt dưới cấu kiện. Có thể thấy vùng ứng suất kéo của bê tông tập trung ở khu vực chính giữa dầm, điển hình cho phân bố ứng suất trong sơ đồ gia tải hai điểm. Bên cạnh đó, quan hệ tải trọng - ứng suất bê tông ở **Hình 7(a)** và **7(b)** cho thấy ứng suất kéo tối đa của bê tông thường ứng với trường hợp không sử dụng ván khuôn là 4 Mpa, và của bê tông cường độ cao ứng với trường hợp sử dụng ván khuôn là 6 Mpa. Sau khi đạt cường độ kéo, ứng suất của bê tông không tăng trong khi tải trọng tác dụng tiếp tục tăng.

Ở cả hai trường hợp ở **Hình 7(a)** và **7(b)**, vết nứt uốn của mặt dưới cấu kiện sử dụng ván khuôn có liên kết trượt (D4-2, D3-2, D2-2 và D1-2) xuất hiện sớm hơn so với cấu kiện bê tông cốt thép thông thường. Điều này là do phần bê tông đổ tại chỗ và phần ván khuôn làm việc gần như độc lập và trượt lên nhau dưới tác dụng của tải trọng uốn, gây ra sự hình thành vết nứt sớm lên các ván khuôn vốn có momen quán tính nhỏ. Ngược lại, đối với các trường hợp liên kết giữa ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ được coi là liên kết cứng, hệ ván khuôn - bê tông lõi làm việc cùng nhau giống như hiệu ứng của dầm liên hợp. Ngoài ra, cường độ kéo của bê tông ván khuôn là cao hơn so với lớp bê tông đổ tại chỗ. Do đó, vết nứt uốn trong các trường hợp này xuất hiện trễ hơn so với trường hợp cấu kiện bê tông cốt thép không sử dụng ván khuôn. Tuy nhiên, hiệu ứng này là không rõ rệt đối với các cấu kiện trụ và dầm ở **hình 7(a)**, nhưng lại rất rõ rệt đối với cấu kiện tường và sàn ở **hình**



(a) Đối với trụ và dầm



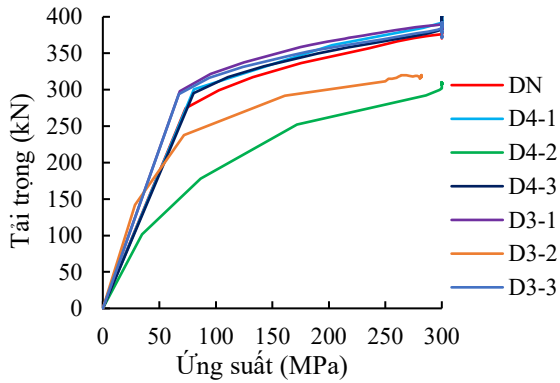
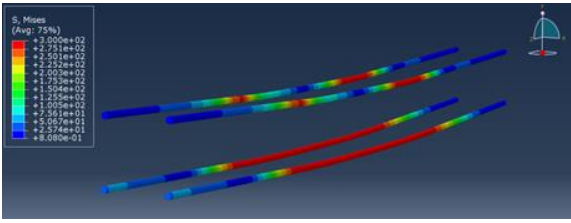
(b) Đối với tường và sàn

Hình 7. Hành vi ứng suất kéo của bê tông

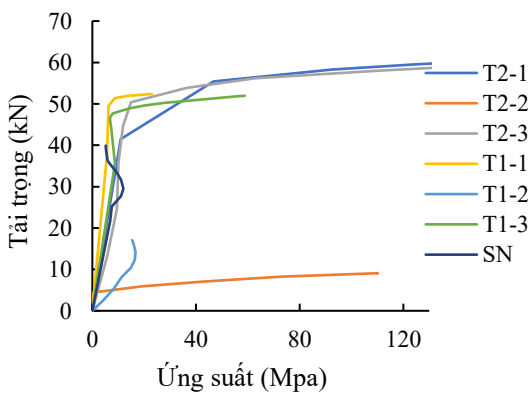
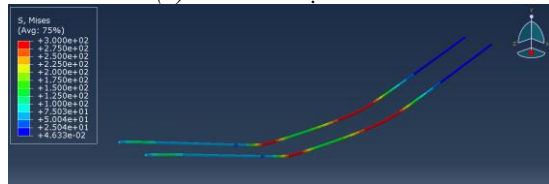
7(b). Điều này cũng có thể được giải thích tương tự như trong mục 3.1, nghĩa là cùng một kích thước ván khuôn, hiệu quả trong việc nâng cao sức kháng uốn đối với cấu kiện có độ dày nhỏ, và lượng cốt thép ít sẽ cao hơn so với các cấu kiện có kích thước và lượng cốt thép lớn hơn.

3.3. Ứng suất thép chủ của cấu kiện và lưới gia cường của ván khuôn

Hình 8 thể hiện hành vi ứng suất trong thép chủ. Phần trên của **hình 8(a)** và **8(b)** thể hiện phân bố ứng



(a) Đối với trụ và dầm



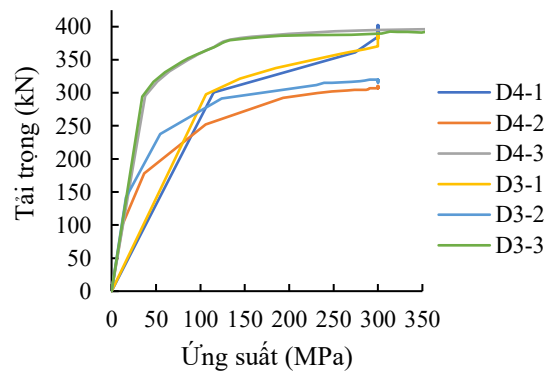
(b) Đối với tường và sàn

Hình 8. Hành vi ứng suất của thép chủ

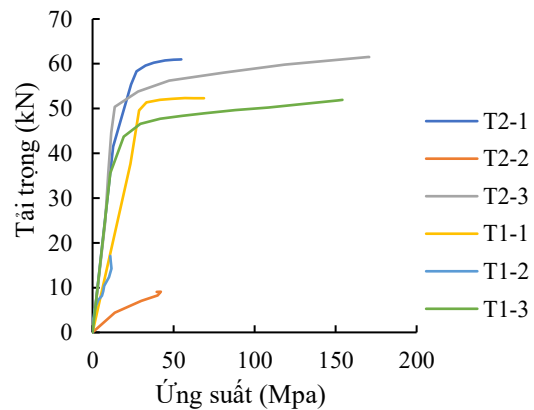
suất trong thép, trong khi phần dưới thể hiện quan hệ giữa tải trọng và ứng suất tại điểm trung tâm của thép chịu kéo. Tương tự với kết quả khảo sát ở mục 3.2, ứng với cùng 1 tải trọng, ứng suất của thép chủ trong trường hợp ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ là liên kết trượt có khuynh hướng lớn hơn so với trường hợp không sử dụng ván khuôn. Ngược lại, **hình 8** cũng cho thấy việc tăng cường liên kết giữa lớp ván khuôn và bê tông đổ tại chỗ có thể làm chậm đáng kể quá trình hóa dẻo của cốt thép do một phần lực kéo từ moment uốn tác dụng được chịu bởi phần lưới gia cường bên trong ván khuôn. Ngoài ra, hiệu ứng này cũng rõ ràng hơn đối với trường

hợp ván khuôn sử dụng cho cấu kiện mỏng như tường và sàn, khi hàm lượng lưới gia cường chiếm tỷ lệ đáng kể so với hàm lượng thép chủ bên trong các cấu kiện mỏng này.

Bên cạnh đó, **Hình 9** thể hiện quan hệ giữa tải trọng và ứng suất của lưới gia cường. Ứng suất của lưới gia cường trong trường hợp liên kết trượt giữa ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ lớn hơn so với các trường hợp khác dưới cùng 1 tải trọng. Tuy nhiên, do ở trường hợp này, tải trọng không tiếp tục tăng nên ứng suất của lưới chưa đạt giới hạn chảy khi tải trọng đạt cực đại. Mặt khác, ứng suất của lưới gia cường bằng thép không gỉ (D4-1 và D3-1) có khuynh hướng phát sinh sớm hơn so với lưới gia cường bằng lưới phi kim FRP (D4-3 và D3-3). Điều này là do modul đàn hồi của lưới phi kim là 70GPa, nhỏ hơn 3 lần so với giá trị của thép là 210 GPa. Nghĩa là, lưới thép sẽ đóng góp chịu lực kéo sớm hơn so với lưới FRP trong giai đoạn gia tải ban đầu. Tuy nhiên, do cường độ kéo của FRP là 1000 MPa cao hơn so với thép thông thường là 300MPa, lưới FRP có thể hữu hiệu hơn trong việc nâng cao khả năng chịu uốn của cấu kiện sau khi thép chủ đạt biến dạng dẻo.



(a) Đối với trụ và dầm



(b) Đối với tường và sàn

Hình 9. Ứng suất của lưới gia cường ván khuôn

4. Kết luận

Để làm rõ (i) ứng xử uốn của các dạng cấu kiện khác nhau bao gồm trụ, dầm, tường, sàn khi sử dụng hệ thống ván khuôn thể hệ mới và (ii) ảnh hưởng của vật liệu lưới gia cường và liên kết giữa lớp ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ, nghiên cứu đã thực hiện một loạt mô phỏng với các trường hợp sử dụng ván khuôn khác nhau bằng phần mềm thông dụng Abaqus. Các ứng xử mô phỏng bao gồm quan hệ giữa tải trọng – độ võng, ứng suất thép chủ, ứng suất của bê tông đã được phân tích chi tiết. Một số kết luận có thể được rút ra từ nghiên cứu như sau:

- (1) Với điều kiện liên kết giữa ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ là liên kết cứng, ván khuôn bê tông giúp nâng cao sức kháng uốn của tất cả các trường hợp sử dụng bao gồm trụ, dầm, tường và sàn. Việc xem xét bề mặt cấu tạo của ván khuôn giúp nâng cao khả năng liên kết với lớp bê tông đổ tại chỗ là chìa khóa then chốt trong giải pháp thi công sử dụng ván khuôn thể hệ mới.
- (2) Khi liên kết giữa ván khuôn và lớp bê tông đổ tại chỗ không được đảm bảo, hai lớp cấu kiện sẽ trượt lên nhau và hoạt động độc lập. Điều này gây giảm đáng kể khả năng chịu uốn của cấu kiện với cùng kích thước tiết diện.
- (3) Việc sử dụng ván khuôn đảm bảo liên kết với lớp bê tông đổ tại chỗ có thể giúp làm chậm quá trình phát sinh vết nứt và quá trình đạt biến dạng chảy của cốt thép chủ.
- (4) Hiệu quả ở (1) và (3) phát huy rõ rệt hơn trong trường hợp cấu kiện mỏng như tường và sàn. Điều này là do, với cùng một kích thước ván khuôn, hiệu quả trong việc nâng cao sức kháng uốn đối với cấu kiện mỏng và có lượng cốt thép ít sẽ cao hơn so với các cấu kiện có kích thước và lượng cốt thép lớn hơn.
- (5) Có thể sử dụng cả lưới thép và lưới phi kim FRP làm lưới gia cường trong cấu tạo ván khuôn. Do modul đàn hồi lớn hơn và cường độ kéo nhỏ hơn, lưới thép phát huy hiệu quả trong giai đoạn đầu của quá trình gia tải, trong khi lưới FRP phát huy tác dụng rõ rệt trong giai đoạn sau khi cốt thép chủ đạt biến dạng chảy.

Lời cảm ơn

Bài báo cáo này được tài trợ bởi Trường Đại học Bách khoa – ĐHQĐ thuộc đề tài có mã số B2022-DN02-10.

Tài liệu tham khảo

- [1] Wei, Li Xiaoshan, Ding Wen Bao Yi Min, Xie (2022). A review of formwork systems for modern concrete construction. Structures, 38, 52-63.
- [2] Công Thông Tin – Tư Liệu Bộ Xây Dựng (2023). Ứng dụng tấm cốp pha bê tông trong thi công sàn bê tông toàn khối nhà cao tầng. [https://moc.gov.vn/tl/tin-tuc/50271/ung-dung-tam-cop-pha-be-tong-trong-thi-cong-san-be-tong-toan-khoi-nha-](https://moc.gov.vn/tl/tin-tuc/50271/ung-dung-tam-cop-pha-be-tong-trong-thi-cong-san-be-tong-toan-khoi-nha)

- [3] Yang Y., Chen B., Chen Y. et al. (2023) Performances of Concrete Columns with Modular UHPC Permanent Formworks Under Axial Load. Int J Concr Struct Mater 17, 38.
- [4] Yukiko Kojima, Shuichi Fujikura, Kazunori Kono, Nguyen Minh Hai (2019). Load-bearing performance experiment of beam members assuming columns with SUS reinforcing embedded formwork. Proceedings of the Japan Concrete Institute, 41(2), 1111-1116 (in Japanese).
- [5] Shuichi Fujikura, Takuya Sakurai, Nguyen Minh Hai (2020). Analytical study on bending behavior of members assuming columns with SUS buried formwork. Proceedings of the Japan Concrete Institute, 42(2), 1015-1020 (in Japanese).
- [6] Hansong Wu, Aiqin Shen, Guiping Ren, Qiang Ma, Zhe Wang, Qianqian Cheng, Yue Li (2023). Dynamic mechanical properties of fiber-reinforced concrete: A review. Construction and Building Materials, 366, 130145
- [7] Japan society of Civil Engineers (2019). Basic Theory and Design of Hybrid Structures.
- [8] Mazizah E Mohamad, Izni Syahrizal Ibrahim, Redzuan Abdullah, Ahmad Baharuddin Abd Rahman, Ahmad Kueh, J. Usman (2014). Friction and cohesion coefficients of composite concrete-to-concrete bond. Cement and Concrete Composites, 56, 2015, 1-14

NGHIÊN CỨU HỆ THỐNG CẢNH BÁO LỤ LỤT THÔNG MINH CHO THÀNH PHỐ ĐÀ NẴNG. PHẦN 1: KỸ THUẬT HỌC MÁY ĐỂ NHẬN DIỆN MỨC ĐỘ LỤT THÔNG QUA CAMERA GIAO THÔNG

SMART FLOOD WARNING SYSTEM FOR DA NANG CITY. PART 1: MACHINE LEARNING TECHNIQUES TO IDENTIFY THE LEVEL OF FLOODING THROUGH TRAFFIC CAMERA

SVTH: Huỳnh Ngọc Thiên Phú, Phạm Xuân Yển, Trần Thị Thảo Vy, Nguyễn Vũ Trường Thành, Nguyễn Đình Giáp

22BIM AI, Khoa Xây Dựng Cầu Đường, Trường Đại học Bách Khoa Đà Nẵng; Email: phuthien4102004@gmail.com, pxuanyen27@gmail.com, thaovyxcute@gmail.com, thanhznottricker1611@gmail.com

GVHD: Đỗ Việt Hải

Khoa Xây Dựng Cầu Đường, Trường Đại học Bách Khoa Đà Nẵng; Email: dvhai@dut.udn.vn

Tóm tắt – Hiện nay, hệ thống quản lý và cảnh báo lũ lụt của Danang Smart City đã thực hiện với hiệu suất ổn định, tuy nhiên vẫn tồn tại một số hạn chế như: thông tin cập nhật không liên tiếp theo thời gian thực, sử dụng dữ liệu từ các trạm quan trắc mưa tự động, dự báo thời tiết, không có nhiều hình ảnh thực từ người dân. Do đó, nhóm tác giả đã triển khai dự án nghiên cứu dựa trên chức năng “Quản lý & cảnh báo lũ” của ứng dụng Danang Smart City nhằm xây dựng giải pháp phát triển chức năng trên. Bằng cách sử dụng công nghệ học máy – Convolutional Neural Network (CNN), nhận diện cấp độ nước dựa trên các vạch đo đã quy ước. Tận dụng mạng lưới camera giao thông theo dõi tình trạng thành phố và mực nước khi trời mưa liên tục theo thời gian thực một cách chính xác giúp các cơ quan chức năng và người dân ứng phó khẩn cấp. Việc sử dụng mạng lưới camera giao thông của thành phố giúp tiết kiệm chi phí, đơn giản hóa quá trình học máy giúp cho việc đưa ra kết quả nhanh chóng và chính xác.

Từ khóa – CNN (Convolutional Neural Network); Camera giao thông; mức nước; vạch đo mức nước; ứng phó khẩn cấp

Abstract - Currently, the flood management and warning system of Danang Smart City application has been operating with stable efficiency, however, there are still some limitations such as: information is not updated continuously in real time, data is used from rain monitoring stations, there are not many actual images from the people. Therefore, the author team has deployed a research project based on the “Flood Management & Warning” function of the Danang Smart City application to build a solution to develop this function. By using machine learning technology - Convolutional Neural Network (CNN), recognizing water levels based on predefined scales. Taking advantage of the city's traffic camera network to monitor the city's situation and water levels when it rains continuously in real time accurately helps authorities and people respond urgently. Using the city's traffic camera network helps save costs, simplifies the machine learning process, helps to produce results quickly and accurately.

Key words - CNN (Convolutional Neural Network); city's traffic camera network; water levels; predefined scales; respond urgently

1. Đặt vấn đề

Trong 2 năm trở lại, tình hình lũ lụt tại các tỉnh miền Trung hay cụ thể hơn là Đà Nẵng đang diễn biến ngày càng phức tạp. Những trận mưa lớn kéo dài gây ra tình trạng ngập úng cũng như sạt lở khiến người dân không kịp ứng phó, đã gây thiệt hại không ít cho người dân và cả thành phố về tinh thần lẫn vật chất. Theo tuoitre.vn[1], trận mưa lũ lịch sử tháng 10-2022 là lần thứ 2 trong vòng 4 năm gần đây thành phố xảy ra mưa cực đoan. Hệ thống thoát nước của Đà Nẵng chỉ đáp ứng 30-50 mm/h. Lượng mưa ở khu vực các quận trung tâm thành phố là 400-800 mm, vượt mức lịch sử năm 2018. Mưa lớn lại xảy ra vào đúng thời điểm triều cường nên đã gây ngập diện rộng trên địa bàn thành phố. Qua thống kê có 52/56 xã, phường thuộc 7 quận, huyện và hầu hết các tuyến đường đều bị ngập, nhiều tuyến đường, tầng hầm một số trụ sở công trình quan trọng của Nhà nước, doanh nghiệp và nhà dân ngập từ 0,5 - 1 m, có nơi ngập đến 2 m. Tổng số nhà dân bị ngập gần 73.000 nhà. Thiệt hại do đợt mưa lũ lớn gây ra khoảng 1.500 tỉ đồng. Theo Kenh14.vn[2], toàn Đà Nẵng ghi nhận 6 người chết do trận mưa lũ lịch sử tháng 10-2022. Gần 70.000 nhà dân bị ngập, nhiều nhất là quận Liên Chiểu 27.320 nhà, Hòa Vang 16.040 nhà, hai quận Hải Châu và Thanh Khê mỗi nơi hơn 12.000 nhà, Cẩm Lệ gần 5.400 nhà. Về tổng thể, hệ thống cảnh báo thiên tai đang được sử dụng phổ biến trên địa bàn thành phố Đà Nẵng nằm trong ứng dụng Danang Smart City - ứng dụng tích hợp các công nghệ

STT	Trạm đo	Quận/Huyện	Lượng mưa 1h qua (5h-6h) 14/10 (mm)	Tổng lượng mưa tính từ 19h 13/10 (mm)		Tỉ lệ % so với đợt mưa lịch sử ngày 14/10/2022	Lượng mưa tham khảo (mm) (đợt mưa lịch sử ngày 14/10/2022)
				Lượng mưa - mm	Cấp mưa		
1	Hồ Hồ Cau	Hòa Vang	18.8	285.8	Mưa rất to	76%	376
2	Hồ Hóc Khê	Hòa Vang	30.8	282.6	Mưa rất to	64%	442.8
3	Hồ Trước Đống	Hòa Vang	30	270.6	Mưa rất to	47%	579.2
4	Kênh Nguyễn Đình Túu	Thanh Khê	33.6	220.4	Mưa rất to	56%	390.6
5	Suối Đá	Sơn Trà	60.8	214.8	Mưa rất to	50%	428
6	Chùa Linh Ứng	Sơn Trà	48.4	206.6	Mưa rất to	41%	506.2
7	Phường Hòa Cường Nam	Hải Châu	31	203.8	Mưa rất to	44%	460.2
8	Hòa Bắc	Hòa Vang	5.6	201.4	Mưa rất to	35%	575.2
9	Khe Cạn	Hòa Vang	34.2	197.6	Mưa rất to	45%	436
10	Hồ Đồng Nghệ	Hòa Vang	25	186.4	Mưa rất to	40%	468.2
11	Hồ Thạc Gián	Thanh Khê	41.4	186	Mưa rất to	23%	793
12	Lưu vực hồ Đồng Nghệ	Hòa Vang	19.2	185.8	Mưa rất to	40%	461.8
13	Bà Nà	Hòa Vang	15.4	184.2	Mưa rất to	41%	449.6
14	Hòa Phát	Cẩm Lệ	25	182.6	Mưa rất to	49%	369.6
15	Hòa Xuân	Cẩm Lệ	18.8	180.2	Mưa rất to	32%	556.2
16	Hòa Khương	Hòa Vang	12.6	173.8	Mưa rất to	24%	721.8
17	Trạm tâm GĐ-DN 05	Hòa Vang	6.2	173.4	Mưa rất to	43%	399.2
18	Hồ Hòa Khê - Hòa Sơn	Hòa Vang	20.2	167.8	Mưa rất to	42%	403.6
19	Hồ Phú Thành	Hòa Vang	4.8	164.8	Mưa rất to	29%	576.6
20	Trạm bơm Túy Loan	Hòa Vang	34.6	161.2	Mưa rất to	38%	424
21	Hòa Phước	Hòa Vang	20.6	152.8	Mưa rất to	25%	612
22	Hòa Quý	Ngũ Hành Sơn	24.6	151.2	Mưa rất to	28%	534
23	Hòa Hải	Ngũ Hành Sơn	39.4	151	Mưa rất to	39%	388.4

Hình 1 [4]. Bảng số liệu so sánh về lượng mưa trong tháng 11/2023 so với lượng mưa lịch sử 14/10/2022

thông tin và truyền thông để cải thiện hiệu suất quản lý trong đô thị. Một trong những chức năng nổi bật nhất chính là “Quản lý & cảnh báo lũ”, sử dụng dữ liệu từ thông tin

thời tiết và từ các trạm giám sát mưa trên địa bàn thành phố Đà Nẵng để cảnh báo và ứng phó nhanh chóng với tình huống ngập lụt. Tính đến thời điểm hiện tại, chức năng “Quản lý & cảnh báo lũ” của Danang Smart City được đánh giá là tối ưu nhất, có thể đưa ra dự đoán về mức nước cũng như dự đoán các địa điểm ngập lụt trên địa bàn thành phố Đà Nẵng và cho phép người dùng tương tác trực tuyến với lực lượng cứu hộ. Tuy nhiên, chức năng trên vẫn tồn tại một số hạn chế: thông tin cập nhật không liên tục, chỉ cập nhật được từ các trạm quan trắc mưa tự động, trạm giám sát mưa, không thể xác định chính xác tại một số vị trí khác. Dù có thể biết được thêm từ thông tin hình ảnh người dân chụp nhưng không nhiều. Để có thể tiếp cận thông tin, tình trạng thành phố một cách chính xác và nhanh chóng liên tục theo thời gian thực, nhóm tác giả đã đề xuất “Giải pháp cảnh báo lũ lụt thông minh”. Với giải pháp này, nhóm tác giả ứng dụng công nghệ học máy – Convolutional Neural Network (CNN) để nhận diện các cấp độ của mực nước dựa trên các vạch đo mà nhóm tác giả đã quy ước hợp lý. Việc sử dụng học máy đang có nhiều tiến bộ trong nhiều lĩnh vực trên thế giới nói chung và Việt Nam nói riêng. Học máy là một nhánh của trí tuệ nhân tạo, cho phép máy tính học hỏi từ dữ liệu và kinh nghiệm để giải quyết các vấn đề cụ thể. Học máy có thể giúp cải thiện hiệu quả, tối ưu hóa quy trình, tạo ra các sản phẩm và dịch vụ mới, và tăng cường khả năng sáng tạo của con người. Hiện nay, các nước phát triển như Mỹ, Trung Quốc, Anh, Pháp, Đức, Nhật Bản, Hàn Quốc, Canada, Úc, v.v. đã ứng dụng học máy rộng rãi trong nhiều ngành công nghiệp và dịch vụ. Các nước này đã đầu tư nhiều vào nghiên cứu và phát triển học máy, cũng như tạo ra một môi trường thuận lợi cho các doanh nghiệp, tổ chức, và cá nhân sử dụng và hưởng lợi từ học máy. Việt Nam là một trong những quốc gia có tiềm năng lớn trong việc phát triển và ứng dụng học máy. Việt Nam có một lực lượng lao động trẻ, năng động, và sáng tạo, cũng như một thị trường tiêu dùng đông đảo và nhu cầu cao về các sản phẩm và dịch vụ công nghệ. Tuy nhiên, Việt Nam cũng đang đối mặt với nhiều thách thức và hạn chế trong việc phát triển và ứng dụng học máy, như thiếu hụt nguồn nhân lực chất lượng cao, thiếu hụt nguồn dữ liệu đa dạng và chất lượng cao, thiếu hụt nguồn vốn đầu tư, thiếu hụt cơ sở hạ tầng công nghệ, thiếu hụt các chính sách và quy định phù hợp, v.v.. Do đó việc ứng dụng học máy trong thời kỳ công nghệ 4.0 hiện nay là điều cần được phát triển. Bằng cách ứng dụng học máy, nhóm tác giả đã dựa vào hệ thống mạng lưới camera giao thông thành phố Đà Nẵng theo dõi tình trạng thành phố và mực nước những ngày trời mưa cập nhật liên tục theo thời gian thực giúp các cơ quan chức năng cũng như người dân ứng phó khẩn cấp với những tình huống mưa lớn. Hệ thống mạng lưới camera giao thông của thành phố được tận dụng giúp tiết kiệm nguồn tiền, không phải sử dụng các công cụ tiên tiến đắt đỏ mà vẫn thu lại chất lượng cao. Bên cạnh đó việc sử dụng mạng lưới camera kết hợp vạch đo quy ước của nhóm tác giả có thể đơn giản hóa quá trình học máy và tăng tốc độ đưa ra kết luận nhanh chóng và chính xác.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Mục tiêu nghiên cứu

Mục tiêu nghiên cứu là phát triển và triển khai một hệ thống thông minh có khả năng cảnh báo và quản lý rủi ro lụt một cách hiệu quả. Cụ thể, các tác giả đã đặt ra mục tiêu như sau:

1. *Sử dụng học máy và camera giao thông kết hợp với vạch đo mực nước:* Áp dụng kỹ thuật học máy để phát triển mô hình dự đoán mực nước và khả năng ngập lụt dựa trên dữ liệu từ Camera giao thông. Sử dụng các vạch đo mực nước được sơn trên các cột điện được đặt tại địa phương để làm đơn giản hóa việc xử lý hình ảnh học máy và đưa ra kết luận về cấp độ mực nước liên tục theo thời gian thực

2. *Xây dựng được một mô hình sẵn sàng tích hợp được với ứng dụng Danang Smart City:* Dựa vào bộ dữ liệu đã được huấn luyện, phát triển một mô hình có những thông số đầu vào và đầu ra có thể kết hợp mượt mà được với ứng dụng Danang Smart City.

2.2. Cơ sở lý thuyết:

Dựa vào mục tiêu nghiên cứu đã được đề ra, nhóm tác giả đã chia cơ sở lý thuyết thành các phần như sau:

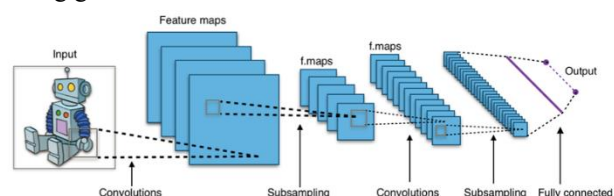
(1) *IP Camera:* Mỗi chiếc camera thường được gán một địa chỉ IP duy nhất. Đây là một chuỗi số định dạng IPv4 hoặc IPv6, có vai trò là phương tiện để xác định và liên kết với chiếc camera trong mạng. Để mô phỏng cho đề tài, nhóm nghiên cứu đã giả định rằng chiếc điện thoại di động có thể đóng vai trò như một camera giao thông trong thành phố, thu thập địa chỉ IP của Camera điện thoại thông qua một ứng dụng chạy trên nền tảng Android.. Để mở rộng hơn về việc truy cập vào mạng lưới Camera giao thông, chúng ta cần phải có IP của từng Camera được lắp đặt trong mạng lưới Camera giao thông của thành phố. [4]

(2) *IP định vị xác định từng vùng:* Khi bạn đã thu thập được địa chỉ IP của từng Camera trong mạng lưới Camera của thành phố, việc tiếp theo là tối ưu hóa quá trình quản lý bằng cách truy cập và đổi tên từng Camera dựa trên vị trí cụ thể của chúng. Điều này sẽ giúp tăng tính tổ chức và hiệu quả trong việc theo dõi và quản lý một lượng lớn thông tin từ nhiều vị trí khác nhau.

(3) *Khả năng lan vùng:* Là một phương pháp trong hệ thống thông tin địa lý, nơi mà từ một tập dữ liệu đầu vào được thu thập tại một vùng địa lý cụ thể, chúng ta có khả năng dự đoán và tạo ra nhiều dữ liệu đầu ra tương ứng tại các vùng khác với tỉ lệ ngập lụt được ước tính có liên quan đến dữ liệu từ vùng đầu vào đó. Điều này giúp tối ưu hóa việc cảnh báo rủi ro ngập lụt trong môi trường, thúc đẩy quá trình ra quyết định và ứng phó nhanh chóng với tình hình ngập lụt ở các khu vực khác nhau dựa trên thông tin liên tục và chi tiết từ vùng địa lý được giám sát. [5]

(4) *Mô hình học máy:*

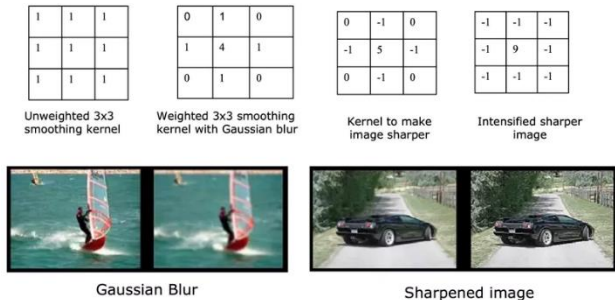
Convolution Neural Network (CNN) là một dạng đặc biệt của mạng neural sâu được thiết kế đặc biệt để xử lý dữ liệu không gian như hình ảnh và video.



Hình 2. Cấu trúc truyền thống của mạng CNN

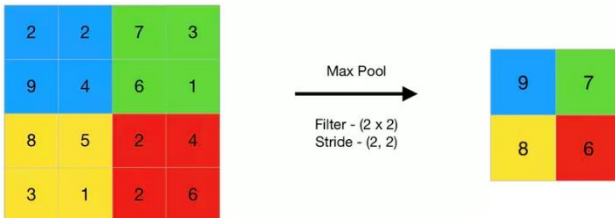
Mô hình CNN bao gồm một chuỗi các lớp chính, bao gồm:

- **Lớp tích chập (Convolutional Layer):** Lớp này thực hiện phép toán tích chập giữa bộ lọc và các phần nhỏ của ảnh đầu vào, hay cụ thể ở đây chính là hình ảnh được lấy trực tiếp từ camera giao thông. Lớp tích chập sử dụng bộ lọc (kernels) để thực hiện phép toán tích chập trên ảnh đầu vào. Ví dụ dưới đây cho thấy hình ảnh tích chập khác nhau sau khi áp dụng các Kernel khác nhau:



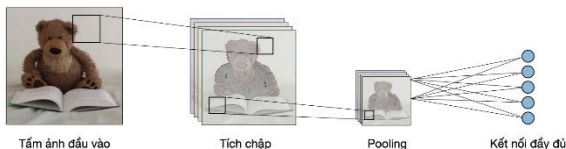
Hình. Ví dụ sự kết hợp của 1 hình ảnh với nhiều bộ lọc khác nhau

- **Lớp gộp (Pooling Layer):** Đây là một phần quan trọng trong kiến trúc của CNN, được sử dụng để giảm kích thước của biểu diễn đặc trưng và tăng tính chia sẻ. Mục tiêu chính của lớp gộp là giảm kích thước của biểu diễn đặc trưng, giữ lại thông tin quan trọng và tăng tính chia sẻ giữa các đặc trưng. Gộp thông thường sẽ sử dụng phép toán Max hoặc Average.



Hình 3. Ví dụ về lớp gộp (Pooling Layer)

- **Lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected Layer):** Lớp này thường được đặt ở cuối mô hình của một mạng CNN, được sử dụng để kết hợp các đặc trưng đã học được từ lớp Tích chập và lớp Gộp để đưa ra dự đoán cuối cùng. Lớp kết nối đầy đủ sử dụng ma trận trọng số để kết hợp các đặc trưng.



Hình 4. Ví dụ về một mạng lưới CNN hoàn chỉnh

3.1.2. Quy trình huấn luyện mô hình

Quy trình huấn luyện mô hình được chia thành các bước như sau:

(1) **Chuẩn bị dữ liệu (tập hình ảnh):** Xác định các vị trí của camera giao thông để thu thập hình ảnh. Sau đó sẽ ghi lại dữ liệu hình ảnh và video với các điều kiện thời tiết và mức nước khác nhau. Nếu có vùng không quan trọng hoặc nhiễu trong hình ảnh, cắt bớt để giảm kích thước và tăng tốc quá trình huấn luyện.

(2) **Xây dựng và huấn luyện mô hình:** Chọn loại mô hình phù hợp với bài toán cần giải quyết. Đối với nhận diện hình ảnh, cụ thể ở đây là mức nước thì sẽ sử dụng CNN vì cần học đặc trưng của từng hình ảnh. Áp dụng kỹ thuật tăng

cường dữ liệu nếu cần thiết để tạo thêm độ đa dạng trong tập huấn luyện.

(3) **Kiểm tra và đánh giá (dựa trên tập dữ liệu thử):** Chuẩn bị dữ liệu thử, đảm bảo dữ liệu thử có sự đa dạng và biểu diễn đúng các trường hợp với mức nước khác nhau. Kiểm tra xem mô hình có bị overfitting không bằng cách so sánh hiệu suất trên tập huấn luyện và tập kiểm thử. Tổng hợp tất cả kết quả và đánh giá hiệu suất tổng thể của mô hình trên tập dữ liệu thử. Nếu mô hình đạt được hiệu suất mong muốn, điều chỉnh tham số và tiến hành lặp lại quá trình kiểm tra và đánh giá.

(4) **Triển khai mô hình trên dữ liệu thực tế:** Sau khi kiểm tra và đánh giá trên dữ liệu thử, sẽ tiến hành đưa vào chạy song song với thời gian thực hiển thị trên camera giao thông.

Thư viện Keras & Mô hình học máy nhận diện mức nước thông qua Camera giao thông

Keras là một thư viện mã nguồn mở dành cho Python, cung cấp một giao diện dễ sử dụng và hiệu quả để xây dựng và huấn luyện mô hình học máy. Nó chủ yếu được sử dụng như một "wrapper" cho các framework học máy khác như TensorFlow và Theano, giúp đơn giản hóa quá trình xây dựng mô hình.

Ưu điểm của Keras:

(1) **Dễ sử dụng:** Làm cho quá trình phát triển mô hình trở nên trực quan và ít phức tạp.

(2) **Tích hợp dễ dàng:** Keras tích hợp mạnh mẽ với TensorFlow, tạo ra sức mạnh vượt trội hơn so với các thư viện khác. Điều này giúp chúng ta tận dụng được tối đa tính năng mạnh mẽ của TensorFlow mà không cần phải làm việc với những đoạn mã phức tạp.

(3) **Modular & Linh hoạt:** Keras hỗ trợ cấu trúc modular, cho phép xây dựng, kết hợp và tái sử dụng giữa các lớp (layers), mô hình và các mạng khác nhau của mạng neural.

(4) **Hỗ trợ nhiều Backend:** Mang lại sự linh hoạt khi muốn chuyển đổi giữa các backend tùy thuộc vào nhu cầu và yêu cầu của dự án.

Trong quá trình nghiên cứu, nhóm tác giả đã sử dụng thư viện Keras để đào tạo mô hình mạng neural tích chập (CNN).

Mô hình (*keras_Model.h5*) – Mô hình được tải trong đoạn mã là một mô hình học máy (Machine Learning) được huấn luyện để nhận diện mức nước thông qua mạng lưới Camera giao thông.

Mô hình đã được huấn luyện thông qua quá trình học máy sử dụng tập dữ liệu có chứa hình ảnh của mức nước và vạch đo mức nước trong 3 trường hợp dưới đây:

- **Mức nước bình thường (Cấp 1):** Mức nước không gây nguy hiểm cho con người, không làm ảnh hưởng đến phương tiện giao thông.

- **Mức nước cảnh báo (Cấp 2):** Mức nước tương đối nguy hiểm, có thể gây thiệt hại cơ sở vật chất như chêt máy ô tô, xe máy,...

- **Mức nước nguy hiểm (Cấp 3):** Mức nước có nguy cơ nguy hiểm lớn, có thể gây nguy hiểm cho con người cũng như thiệt hại nặng nề về cơ sở vật chất.

2.3. Quá trình nghiên cứu

Nhóm tác giả đã chia quá trình nghiên cứu thành 5 giai đoạn như sau:

(1) *Phân tích yêu cầu và thu thập dữ liệu*: Xác định rõ mục tiêu của hệ thống cảnh báo lũ lụt. Đặc tả các chức năng cụ thể mà hệ thống cần thực hiện, như theo dõi mức nước, dự đoán nguy cơ lũ lụt và cảnh báo lũ lụt ở các cấp độ khác nhau. Từ đây, nhóm tác giả đã xác định các thành phần cần thiết như: Python, mô-đun học máy, cơ sở dữ liệu chính, cơ sở khoa học để phân chia các vạch đo mức nước.

(2) *Hình thành ý tưởng*: Sau khi phân tích yêu cầu và thu thập dữ liệu, nhóm tác giả tiếp tục hình thành ý tưởng cụ thể cho hệ thống của mình. Đầu tiên, từ hệ thống Camera giao thông của thành phố Đà Nẵng, tiến hành huấn luyện mô hình học máy dựa trên số lượng vạch đo mức nước để đưa ra cảnh báo theo từng cấp độ. Đồng thời, xây dựng một bản đồ từ Kivy để đưa bộ dữ liệu đã được huấn luyện vào, xác định được thông số đầu vào và đầu ra.

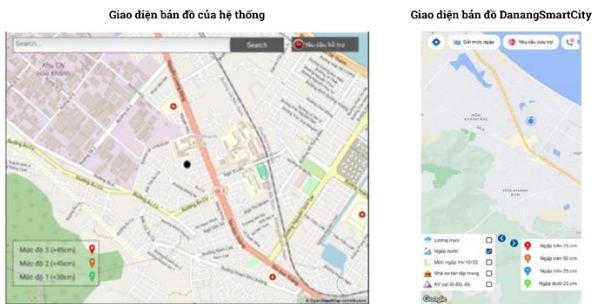
(3) *Triển khai hệ thống mô phỏng*: Xây dựng mô hình mô phỏng thông qua quá trình hình thành ý tưởng, từ đó kiểm tra hiệu suất dự đoán của mô hình học máy. Sử dụng mô phỏng để đánh giá khả năng phản ứng và cảnh báo của hệ thống.

(4) *Kiểm tra và tinh chỉnh*: Tiến hành các bài kiểm tra thực tế của hệ thống, sử dụng dữ liệu có sẵn về mức nước để kiểm tra xem hệ thống có đưa ra dự đoán liên tục theo thời gian thực hay không. Đảm bảo rằng hệ thống có khả năng cảnh báo chính xác và kịp thời.

(5) *Đánh giá và đề xuất*: Xác định điểm mạnh và điểm yếu của hệ thống, từ đó đưa ra đề xuất các cải tiến và phát triển hướng phát triển trong tương lai.

3. Nội dung nghiên cứu

3.1. Hệ thống bản đồ tích hợp



Hình 5. So sánh giữa giao diện bản đồ hệ thống và giao diện bản đồ ứng dụng DanangSmartCity

Hệ thống được xây dựng tương tự như ứng dụng Danang Smart City bằng MapSourceOSM (OpenStreetMap) cung cấp một API mở cho phép người dùng có thể sử dụng dữ liệu bản đồ một cách tự do cũng như có thể dễ dàng tích hợp chúng vào chương trình của mình.

3.2. Học máy nhận diện mức nước

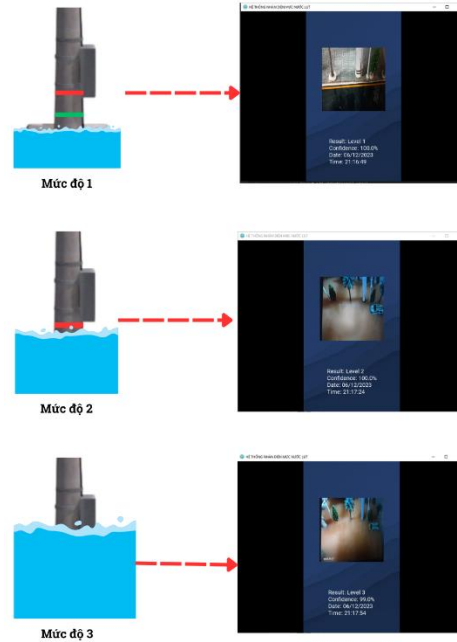
3.2.1. Cơ sở khoa học để phân chia mức nước thành 3 cấp độ

Để phân chia mức nước thành 3 cấp độ, nhóm tác giả dựa vào khoảng sáng gầm của các loại phương tiện giao thông, cụ thể như sau:

Toyota Vios	150
Toyota Altis	130
Toyota Camry	150
Mitsubishi Attrage	170
Nissan Sunny	150
Honda Civic	133
Honda City	135
Hyundai i10	152
Hyundai Accent	150

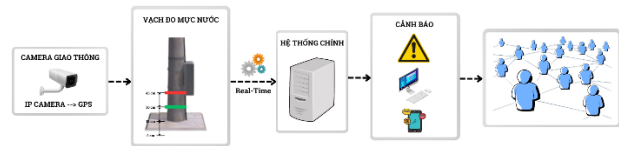
Hình 6. Độ cao khoảng sáng gầm của một số loại xe ô tô

3.2.2. Cơ sở nhận diện mực nước qua vạch đo:



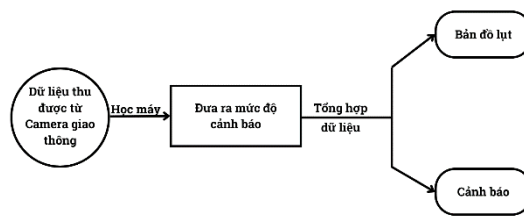
Hình 7. Kết quả phân chia mực nước ứng với các trường hợp

3.2.3. Sơ đồ chương trình chính



Hình 8. Sơ đồ chương trình nhận diện mực nước

3.3. Hệ thống kết nối mô phỏng



Hình 9. Sơ đồ hệ thống nhận diện mực nước thông qua vạch đo

4. Kết luận

Đề tài mô phỏng tận dụng được mạng lưới Camera giao thông của thành phố, kết hợp với sử dụng học máy nhận diện cấp độ nước dựa trên các vạch đo đã quy ước. Từ đó mang lại được rất nhiều lợi ích trong chi phí và hiệu quả:

(1) *Thông tin liên tục và cảnh báo lũ trên thời gian thực*: Cung cấp thông tin liên tục trên thời gian thực về mức nước, giúp cảnh báo lũ lụt một cách kịp thời. Điều này hỗ trợ quản lý rủi ro và ứng phó nhanh chóng với tình hình ngập lụt.

(2) *Giảm chi phí triển khai*: Sử dụng Camera giao thông

có sẵn của thành phố giúp giảm chi phí triển khai so với việc phải thiết lập mạng lưới camera mới. Điều này làm tăng tính tiện ích và khả năng mở rộng của hệ thống.

(3) *Đơn giản hóa quá trình học máy*: Áp dụng học máy để nhận diện cấp độ nước dựa trên các vạch đo đã quy ước giúp đơn giản hóa quá trình học máy. Việc này giảm độ phức tạp của mô hình, đồng thời đảm bảo kết quả chính xác và nhanh chóng.

(4) *Sử dụng thư viện Keras*: Mang lại sự linh hoạt và dễ sử dụng trong quá trình xây dựng và huấn luyện mô hình học máy. Thư viện này hỗ trợ việc triển khai mô hình một cách hiệu quả.

Tuy nhiên thì hệ thống này vẫn còn một số nhược điểm như sau:

(1) *Dữ liệu huấn luyện*: Hiệu suất của mô hình học máy phụ thuộc lớn vào chất lượng và độ đa dạng của dữ liệu huấn luyện. Nếu không đủ tất cả các trường hợp, mô hình có thể không đạt hiệu suất tốt trên thực tế.

(2) *Phụ thuộc vào hình ảnh Camera*: Sự phụ thuộc vào hình ảnh từ camera có thể trở thành điểm yếu khi gặp biến đổi đột ngột trong điều kiện thời tiết, như mưa to, sương mù, hoặc ánh sáng yếu.

(3) *Độ chính xác của vạch đo mực nước*: Độ chính xác của quá trình học máy phụ thuộc vào độ chính xác của vạch đo mực nước được sử dụng. Nếu vạch đo không chính xác, thông tin đầu vào cho mô hình cũng sẽ không chính xác, ảnh hưởng đến độ chính xác của dự đoán.

Đề xuất hướng phát triển:

Dự án "Giải pháp cảnh báo lũ lụt thông minh" mang lại nhiều lợi ích quan trọng trong việc quản lý và ứng phó với tình hình lũ lụt sử dụng ngày càng phức tạp ở thành phố Đà Nẵng. Tuy nhiên, để nâng cao hiệu suất và tính ứng dụng của dự án, có một số hướng phát triển có thể được đề xuất:

(1) *Mở rộng phạm vi và tích hợp dữ liệu*: Mở rộng phạm vi triển khai hệ thống cảnh báo lũ lụt thông minh cho các

tỉnh và thành phố khác trong miền Trung Việt Nam. Tích hợp dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau.

(2) *Nâng cao độ chính xác của mô hình học máy*: Tăng cường dữ liệu huấn luyện để đảm bảo mô hình học máy có khả năng nhận diện đúng cấp độ ngập lụt trong nhiều điều kiện khác nhau. Cải thiện thuật toán và điều chỉnh tham số để tăng độ chính xác và độ nhạy của mô hình.

(3) *Phát triển Hệ thống cảnh báo dựa trên mô hình dự đoán*: Tạo ra hệ thống cảnh báo dựa trên dự đoán của mô hình học máy. Điều này giúp cảnh báo trước khi tình hình trở nên nguy hiểm, tăng cơ hội cho người dân và cơ quan chức năng chuẩn bị và ứng phó kịp thời.

Những hướng phát triển này có thể giúp dự án đáp ứng được nhiều yếu tố và yêu cầu khác nhau trong việc quản lý và ứng phó với tình hình ngập lụt hiện nay.

Tài liệu tham khảo

- [1] Afshine Amidi and Shervine Amidi, "Convolutional Neural Networks cheatsheet". <https://stanford.edu/~shervine/teaching/cs-230/cheatsheet-convolutional-neural-networks>
- [2] Adit Deshpande, "[Deep Learning] Tìm hiểu về mạng tích chập (CNN)". <https://devsne.vn/post/-deep-learning-tim-hieu-ve-mang-tich-chap-cnn-2889>
- [3] Shui-Hui Wang, Chaosheng Tang, Junding Sun, Jingyuan Yang, Chanxi Huang, Preetha Phillips, Yudong Zhang, "A toy example of max pooling and average pooling". https://www.researchgate.net/figure/A-toy-example-of-max-pooling-and-average-pooling_fig4_328804297
- [4] Sforum (2021), "Machine Learning – Khởi đầu thú vị và tầm quan trọng đối với AI". <https://cellphones.com.vn/sforum/machine-learning-khoi-dau-thu-vi-va-tam-quan-trong-doi-voi-ai>
- [5] ["Keras Library for Deep Learning". <https://djuices.com/keras-library-for-deep-learning/>
- [6] Lê Nhâm Thân, "Đà Nẵng: Mưa rất to, tiệm cận trận lũ lịch sử ngày 14/10/2022". Tạp chí điện tử Người Đưa Tin, 2023.
- [7] Việt Anh – Chí Tuệ, Các thành phố đã làm gì sau trận mưa lũ lịch sử năm 2022 tại Đà Nẵng, 2023
- [8] Hà Nam, Đà Nẵng thiệt hại gần 1500 tỷ đồng trong trận ngập lụt lịch sử, 2022
- [9] https://en.wikipedia.org/wiki/IP_camera

PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH DỰ ĐOÁN SỨC KHÁNG CẮT CỦA DÀM BÊ TÔNG CỐT THÉP ĐƯỢC GIA CƯỜNG BẰNG TẤM VẬT LIỆU COMPOSITE FRP DỰA TRÊN MÔ HÌNH ENSEMBLE LEARNING

DEVELOPMENT OF A PREDICTIVE MODEL OF SHEAR RESISTANCE OF REINFORCED CONCRETE BEAMS STRENGTHENED WITH FRP SHEETS BASED ON ENSEMBLE LEARNING MODEL

SVTH: Nguyễn Hưng Thịnh¹, Đoàn Đại Hưng¹, Võ Quang Vinh¹

¹20X3, Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng;

Email: 109200148@dut.udn.vn, 109200127@dut.udn.vn, 109200158@dut.dun.vn

GVHD: TS. Phan Hoàng Nam, TS. Đỗ Việt Hải

Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng;

Email: phnam@dut.udn.vn, dvhai@dut.udn.vn

Tóm tắt – Gia cường sức kháng cắt cho dầm bê tông cốt thép (BTCT) sử dụng tấm vật liệu composite FRP là phương pháp tiên tiến đang được ứng dụng phổ biến hiện nay. Tuy nhiên, các tiêu chuẩn tính toán và thiết kế hiện nay như ACI 440.2R-17, FIB14, CSA-S806 hay CECS146 vẫn còn nhiều hạn chế trong việc tính toán chính xác sức kháng cắt của dầm BTCT gia cường tấm FRP. Nhằm khắc phục hạn chế của các mô hình thực nghiệm hiện có, một bộ cơ sở dữ liệu toàn diện gồm 315 mẫu đã được thu thập để xác định các yếu tố ảnh hưởng của tấm FRP đến sức kháng cắt của dầm BTCT thông qua mô hình Ensemble Learning. Cụ thể trong nghiên cứu này, tổ hợp hai mô hình cây quyết định deep và stump được thiết lập và so sánh để tạo ra một mô hình dự đoán sức kháng cắt tối ưu. Mô hình này giúp xác định mối quan hệ giữa các biến đầu vào quan trọng (kích thước hình học, chiều cao hữu hiệu, tính chất cơ lý của vật liệu, phương pháp gia cố và dạng phá hủy) có ảnh hưởng đáng kể đến biến đầu ra (V_f). Cuối cùng, dựa trên kết quả của mô hình tối ưu, một phương trình được rút ra để dự đoán V_f chính xác hơn.

Từ khóa – Sức kháng cắt; tấm vật liệu composite FRP; dầm bê tông cốt thép; mô hình Ensemble Learning; mô hình cây quyết định.

1. Đặt vấn đề

Ngày nay, sự xuống cấp của kết cấu dầm bê tông cốt thép (BTCT) sử dụng lâu năm do nhiều tác động xấu từ môi trường hoặc sự cố do những sai sót trong các khâu khảo sát, thiết kế và thi công cho các công trình nhu cầu mở rộng nên đòi hỏi phải có thêm các biện pháp gia cố nhằm đảm bảo hiệu suất làm việc của dầm [1]. So với việc tăng cường khả năng chịu uốn và chịu nén, việc tăng cường chịu cắt cho dầm đòi hỏi nhiều yêu cầu và công việc phức tạp hơn vì sự phá hoại của chúng tác động rất lớn đến cấu trúc của công trình. Việc thay mới và phá dỡ kết cấu dầm sẽ phát sinh thêm rất nhiều chi phí, khó khăn trong quá trình tính toán, cản trở đời sống thường ngày nên đã có nhiều nghiên cứu về việc gia tăng sức kháng cắt cho dầm BTCT và đều cho những kết quả ngoài mong đợi song có thể kể đến một loại vật liệu đảm bảo được các yêu cầu nêu trên chính là vật liệu sợi composite cường độ cao (FRP) [2, 3]. FRP có nhiều ưu điểm điển hình như trọng lượng nhẹ, độ bền lớn, tính linh hoạt cao, chống ăn mòn, khắc phục tốt những hư hại cắt của dầm do bảo trì không tốt, vật liệu kém chất lượng, hỏa hoạn, động đất, ăn mòn theo thời gian [4]. Có nhiều loại cốt liệu FRP được sử dụng rộng rãi ngày nay, điển hình như vật liệu polyme gia cố sợi carbon (CFRP). Các sợi chủ yếu được tạo thành từ các nguyên tử carbon, trọng lượng nhẹ và cứng hơn so với các vật liệu cùng loại trên mỗi đơn vị trọng lượng.

Abstract - Reinforcing shear resistance for reinforced concrete beams (RC) using fiber reinforced polymer sheets (FRP) is an advanced method that is being popularly applied today. However, in current calculation and design standards such as ACI 440.2R-17, FIB14, CSA-S806 or CECS146 2003, there are still many limitations in accurately calculating the shear resistance of FRP sheets reinforced RC beams. In order to overcome the limitations of existing empirical models, a comprehensive database of 315 samples was collected to identify the influencing factors of FRP sheets on the shear resistance of RC beams through the Ensemble Learning model. Specifically in this study, a combination of two deep and stump decision tree models was established and compared to create an optimal predictive model. This model helps determine the relationships between important input variables (geometric dimensions, effective height, reinforcement method, and destructive form) that significantly influence on the output variable. Finally, driven by results of the optimal model, an equation is derived to predict more accurately.

Key words – Shear strength; fiber reinforced polyme FRP; reinforced concrete beam; Ensemble Learning model; decision tree model.

Với những đặc điểm nổi bật đó, phương pháp gia cường dầm BTCT sử dụng vật liệu FRP đã được áp dụng rộng rãi trên toàn thế giới và đang dần được đưa vào thị trường Việt Nam. Tuy nhiên việc áp dụng còn hạn chế và chưa được sử dụng phổ biến trong đó những nguyên nhân chính là giá thành và các tiêu chuẩn kỹ thuật áp dụng cho loại vật liệu này. Việc tính toán chủ yếu dựa theo các tiêu chuẩn nước ngoài như ACI 440.2R-17 [5], FIB 14 [6], CSA-S806 [7], CECS 146 [8]. Cách tiếp cận phổ biến nhất để tính toán đó là nghiên cứu thực nghiệm và suy luận từ lý thuyết song việc này rất tốn thời gian và dễ có nhiều lỗi bất cập gây ra như tiết diện dầm, hệ số chuyển đổi và tính toán,... ngoài ra dữ liệu các mẫu thí nghiệm được sử dụng còn bị hạn chế dẫn đến khả năng tổng quát của mô hình bị hạn chế.

Với sự phát triển của các phương pháp học máy, nhiều cách tiếp cận đã được thử và áp dụng. Gần đây, Chenxing Wang và cs [9] thông qua việc so sánh sáu mô hình học máy khác nhau để dự đoán sức kháng cắt của vật liệu FRP đã chỉ ra rằng mô hình XGBoots mang lại độ chính xác cao nhất với Avg = 1.112 và giảm RMSE 83.4%, CoV 53.2% và IAE 92.2% so với mô hình do Lu đề xuất [10]. Jesika Rahman và cs [11] đã phát triển 10 mô hình học máy nhằm ước tính khả năng chịu cắt của dầm BTCT được gia cường bằng FRP. Nhóm tác giả đã tập hợp một

bộ cơ sở dữ liệu liên quan đến dầm chữ T, và các thông số thực nghiệm bao gồm tất cả các thay đổi trong thiết kế cấp phối bê tông và thành phần FRP. Nghiên cứu này cho thấy mô hình RF, CatBoost, XGBoost có RMSE ≈ 0,9 vượt trội hơn các mô hình còn lại. Các mô hình trên đều cho kết quả ổn định tuy nhiên mỗi mô hình đều thể hiện những điểm mạnh, yếu của chúng song các mô hình nghiên cứu dựa trên chúng vẫn cần phải được điều chỉnh và khai thác thêm. Từ đây, thông qua việc kết hợp nhiều thuật toán học máy (ML) lại với nhau, một bộ thuật toán mới - Ensemble Learning (EL) đã được nghiên cứu phát triển. Nhờ sự kết hợp và hỗ trợ lẫn nhau, phương pháp EL đã được hưởng lợi rất nhiều từ các thuật toán khác nhau, bù đắp những thiếu sót của từng thuật toán và đưa ra được kết quả với độ chính xác cao.

Từ các phân tích ở trên, bài báo tập trung xây dựng một mô hình EL phục vụ ước lượng chính xác sức kháng cắt tăng thêm do tấm FRP và sức kháng cắt toàn dầm sau khi gia cường. Trên cơ sở đó, một bộ dữ liệu thí nghiệm thô gồm 442 mẫu được thu thập và sàng lọc còn 315 mẫu. Sự phù hợp của các công thức tính sức kháng cắt gia cường từ tiêu chuẩn các nước được đánh giá trên bộ dữ liệu thu thập. Tiếp theo, các mô hình EL tối ưu được xây dựng với các tham số mô hình liên quan đến số cây, số lần chia tối đa, tốc độ học. Sau khi mô hình EL đã được huấn luyện, tầm quan trọng của từng biến đầu vào đến hiệu quả gia cường cũng đã được phân tích và đánh giá cụ thể.

2. Thu thập và lọc dữ liệu thí nghiệm

Một bộ cơ sở dữ liệu được tập hợp từ 55 nghiên cứu đã được tổng hợp trong bài báo. Theo đó, tổng cộng 442 dữ liệu thực nghiệm ban đầu được thu thập bao gồm các tham số liên quan đến kích thước hình học, chiều cao hữu hiệu, tính chất cơ lý của vật liệu, phương pháp gia cố và dạng phá hủy như được thể hiện ở Bảng 1.

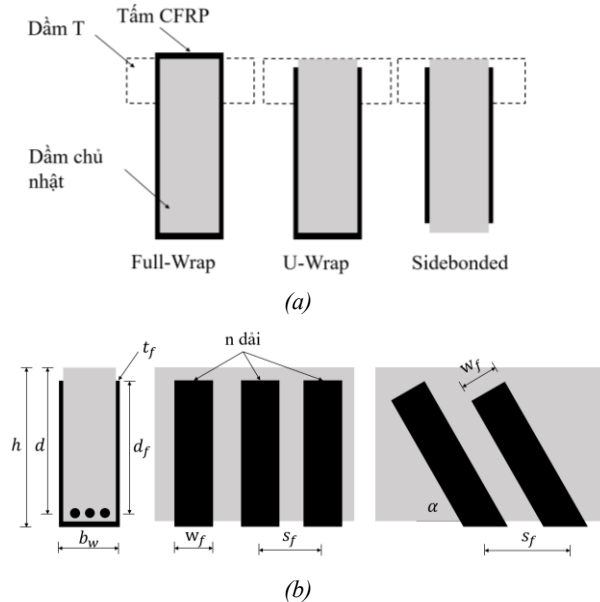
Tiếp theo, thông qua các tiêu chí chọn lọc dữ liệu và tiến hành loại bỏ các dữ liệu bất thường. Cuối cùng, bộ dữ liệu hoàn chỉnh gồm 315 mẫu đã thông qua chọn lọc sẽ được sử dụng trong phần còn lại của nghiên cứu này.

Bảng 1: Các thông số tính toán

STT	Thông số	Ký hiệu	Đơn vị
1	Chiều rộng dầm	b_w	mm
2	Chiều cao dầm	h	mm
3	Chiều cao có hiệu của dầm	d	mm
4	Tỷ lệ giữa chiều dài và chiều cao	λ	
5	Cường độ chịu nén của bê tông	f_c	MPa
6	Chiều dày tấm FRP	t_f	mm
7	Modun đàn hồi của FRP	E_f	MPa
8	Cường độ chịu kéo cực hạn của FRP	σ_{fu}	MPa
9	Biến dạng cực hạn	ϵ_{fu}	
10	Tỷ lệ thể tích cốt thép dầm	ρ_{sv}	
11	Cường độ chảy cốt thép dầm	f_{sy}	Mpa

12	Hình dạng dầm	RT	
13	Bề rộng cánh dầm	b_{flange}	mm
14	Chiều dày cánh dầm	h_{flange}	mm
15	Phương pháp gia cố FRP	R.M.	
16	Chiều cao tấm FRP	h_f	mm
17	Chiều cao có hiệu của tấm FRP	h_{fe}	mm
18	Chiều rộng tấm FRP	w_f	mm
19	Khoảng cách giữa trọng tâm hai tấm FRP	s_f	mm
20	Tỷ số giữa chiều rộng và khoảng cách giữa hai trọng tâm tấm FRP	w_f/s_f	
21	Tỷ lệ diện tích của tấm FRP	ρ_f	
22	Góc dán tấm FRP	α	
23	Dạng phá hoại	FM	
24	Tổng sức kháng cắt của dầm	V_u	kN
25	Sức kháng cắt tăng thêm do tấm FRP	V_f	kN

Bộ dữ liệu bao gồm thí nghiệm trên hai loại dầm tiết diện chữ I (87.3%) và T (12.7%) được gia cường bằng ba phương pháp dán tấm FRP: dán toàn bộ (Full-wrap) (22.2%), dán chữ U (U-Wrap) (41.6%) và dán hai cạnh bên (Sidebonded) (36.2%). Các tấm FRP được dán theo góc 45° (13.01%) và 90° (86.98%) Kết quả thu được 5 dạng phá hoại chính đó là tấm FRP bị bóc tách, tấm FRP bị kéo đứt, tấm FRP bị bóc tách một phần, tấm FRP bị kéo đứt một phần, và các dạng phá hoại khác.



Hình 1. (a) Phương pháp dán tấm FRP và (b) Các thông số kích thước

3. Đánh giá công thức tính toán sức kháng cắt hiện có

3.1. Công thức tính toán sức kháng cắt

Trong nghiên cứu này, 4 công thức tính toán sức kháng cắt tăng thêm do tấm FRP của các tiêu chuẩn ACI-440.2R, FIB14, CSA-S806 và CECSI 146 được trình bày. Các công thức này đã và đang được sử dụng phổ biến trong tính toán gia cường kết cấu BTCT sử dụng tấm

FRP.

3.1.1. ACI – 440.2R [5]

$$V_f = \frac{A_{fv} f_{fe} (\sin \alpha + \cos \alpha) d_{fv}}{s_f} \quad (1)$$

Trong đó: $A_{fv} = 2nt_f w_f f_{fe}$, $f_{fe} = \varepsilon_{fe} E_f$, $\varepsilon_{fe} = K_v \varepsilon_{fu} \leq 0.004$, $K_v = \frac{k_1 k_2 L_e}{11900 \varepsilon_{fu}} \leq 0.75$, $L_e = \frac{23300}{(nt_f E_f)^{0.58}}$, $k_1 = \left(\frac{f_c}{27}\right)^{\frac{2}{3}}$, $k_2 = \frac{d_{fv} - L_e}{d_{fv}}$ U-wrap, $k_2 = \frac{d_{fv} - L_e}{d_{fv}}$ Sidebonded

3.1.2. FIB14 [6]

$$V_f = 0.9 \varepsilon_{fe} E_f \rho_f b_w d (\sin \theta + \cos \alpha) \sin \alpha \quad (2)$$

Trong đó:

$$\rho_f = \frac{2w_f t_f}{b_w s_f},$$

$$\varepsilon_{fe} = \min \left[0.65 \left(\frac{f_c}{E_f \rho_f} \right)^{0.56} 10^{-3}, 0.17 \left(\frac{f_c}{E_f \rho_f} \right)^{0.3} \right] \varepsilon_{fu}$$

3.1.3. CSA – S806 [7]

$$V_f = \frac{A_{fv} f_{fe} d_f (\sin \alpha + \cos \alpha)}{s_f}$$

Trong đó: $A_{fv} = 2nt_f w_f f_{fe}$, $f_{fe} = \varepsilon_{fe} E_f$,

$\varepsilon_{fe} = 0.006$ Full-wrap,

$\varepsilon_{fe} = K_v \varepsilon_{fu} \leq 0.004$ U-Wrap và Sidebonded

3.1.4. CECSI 146:2003 [8]

$$V_f = \frac{\phi_f A_f E_f \varepsilon_{fe} d_f}{s_f} \quad (3)$$

Trong đó:

$$\varepsilon_{fe} = \frac{2(0.2+0.12\lambda)\varepsilon_{fu}}{3},$$

$\phi_f = 1.0$ Full-wrap, $\phi_f = 0.85$ U-wrap,

$\phi_f = 0.7$ Sidebonded

$\lambda > 3$, $\lambda = 3$, $\lambda < 1.5$, $\lambda = 1.5$

3.2. Đánh giá sự phù hợp của các công thức hiện có với bộ dữ liệu thí nghiệm

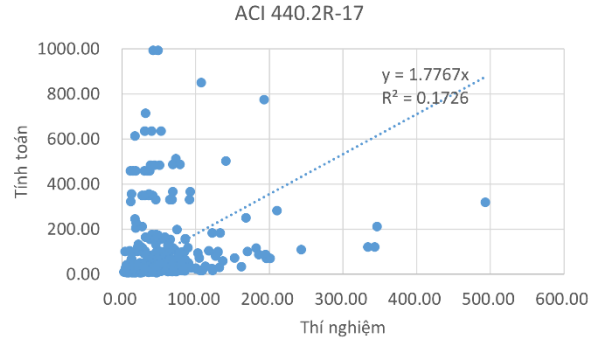
Trên cơ sở các công thức được trình bày ở trên và tham số đầu vào của bộ dữ liệu sức kháng cắt tăng thêm do tấm FRP được tính toán cho từng trường hợp. Biểu đồ hồi quy giữa kết quả thí nghiệm và kết quả tính toán của từng công thức để thể hiện trên Hình 2.

Thông qua biểu đồ hồi quy, ta có thể dễ dàng nhận ra rằng đường hồi quy của kết quả tính toán từ các công thức có độ lệch lớn so với đường chuẩn (đường chéo chấm đứt). Dữ liệu tính toán thể hiện độ phân tán lớn, tồn tại nhiều điểm dữ liệu nằm cách xa đường chuẩn. Qua đó có thể thấy rằng các công thức nêu trên có độ chính xác thấp trong tính toán sức kháng cắt tăng thêm do tấm FRP đối với bộ dữ liệu thí nghiệm.

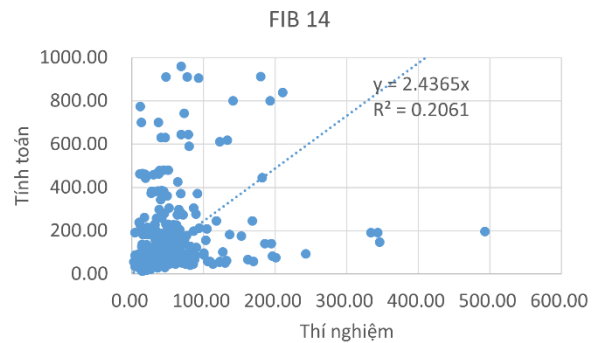
Cụ thể, đối với các công thức ACI 440.2R, FIB14, CSAS-806, CECSI 146 hệ số R^2 của mô hình hồi quy lần lượt là 0.173, 0.206, 0.624 và 0.201.

Một số lý do chính dẫn đến sai số lớn trong sử dụng các công thức tính toán cung cấp bởi các tiêu chuẩn đó là: (i) mỗi công thức đều có các hệ số ước lượng, giả định dựa trên những thí nghiệm trước đó, nhiều công thức thiếu các yếu tố liên quan đến hình dạng dầm và tấm FRP, góc dán, ..., (ii) các công thức được xây dựng dựa trên dữ

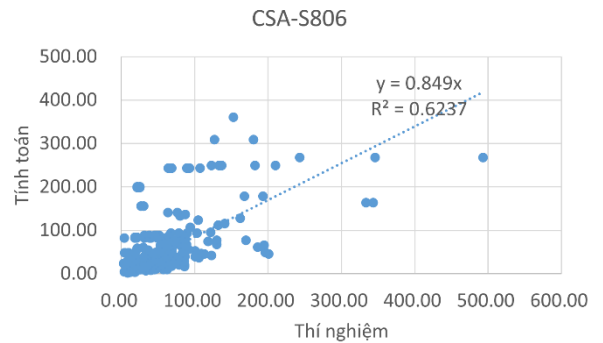
liệu thí nghiệm; tuy nhiên, các dữ liệu thường ít và chỉ áp dụng cho một số trường hợp nhất định, (iii) ngoài ra môi trường, điều kiện, trang thiết bị, số lượng mẫu được đem đi thí nghiệm tại thời điểm thiết lập công thức còn hạn chế, do đó cũng tác động đáng kể tới độ chính xác của mô hình thực nghiệm.



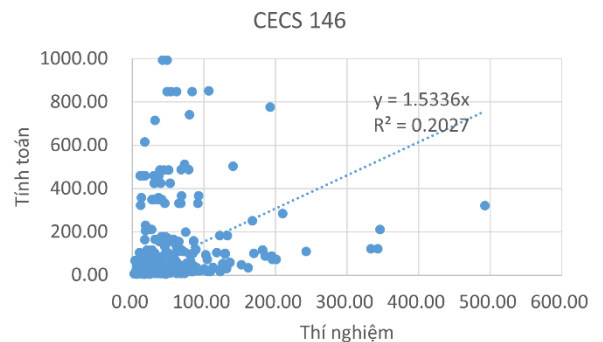
(a)



(b)



(c)



(d)

Hình 2: Hiệu suất dự đoán của các công thức: (a) ACI 440.2R, (b) FIB 14, (c) CSAS-806 và (d) CECSI 146

4. Mô hình Ensemble Learning

4.1. Tổng quan mô hình

EL là phương pháp kết hợp dự đoán từ nhiều mô hình để tạo ra một dự đoán cuối cùng có độ chính xác cao hơn so với từng mô hình riêng lẻ. Sự đa dạng giữa các mô hình là tính quan trọng để Ensemble đạt hiệu suất tốt. Các mô hình khác nhau có thể được huấn luyện trên các tập dữ liệu con khác nhau hoặc sử dụng các thuật toán khác nhau.

Các phương pháp Ensemble phổ biến là:

- Bagging (Bootstrap Aggregating): Sử dụng nhiều mô hình độc lập, mỗi mô hình được huấn luyện trên một tập dữ liệu con được lấy mẫu có thay thế từ tập dữ liệu huấn luyện gốc.
- Boosting: Xây dựng các mô hình theo chuỗi, mỗi mô hình sau cố gắng sửa những sai số của mô hình trước đó.
- Stacking: Kết hợp dự đoán từ các mô hình riêng lẻ và sử dụng một mô hình cuối cùng để dự đoán kết quả cuối cùng.

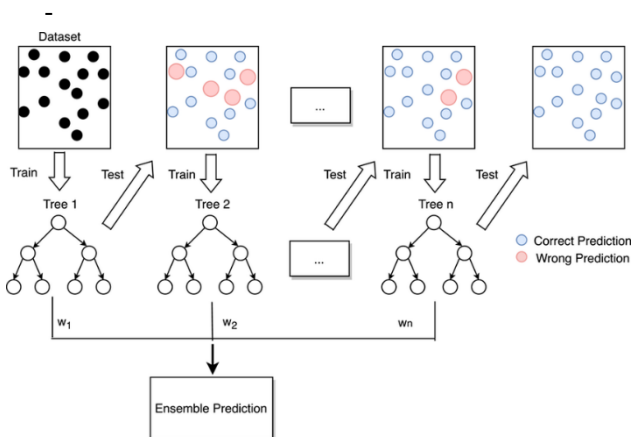
Trong nghiên cứu này, mô hình hồi quy Ensemble Boosting áp dụng để xây dựng chuỗi các cây quyết định yếu. Mỗi cây được tối ưu hóa để giảm sai số dự đoán của mô hình trước đó. Cụ thể Least Square Boosting được sử dụng, có trình tự như sau:

Định nghĩa dữ liệu huấn luyện:

- Input: Tập dữ liệu huấn luyện (X, y) , với X là ma trận đặc trưng và y là vector kết quả.
- Output: Một mô hình hồi quy có khả năng dự đoán giá trị liên tục.

Quá trình huấn luyện:

- Bước 1 (Khởi tạo): Bắt đầu với một dự đoán đơn giản, thường là trung bình của toàn bộ tập giá trị đầu ra.
- Bước 2 (Lặp lại): Đối với mỗi lần lặp, (i) tính toán các giá trị dự đoán tạm thời (pseudo-residuals) bằng cách trừ kết quả dự đoán hiện tại từ giá trị thực tế, (ii) huấn luyện một mô hình hồi quy (thường là cây quyết định nhỏ) để dự đoán pseudo-residuals, (iii) tối ưu hóa mô hình mới bằng cách thêm nó vào mô hình hiện tại với một hệ số (learning rate) nhỏ để giảm thiểu độ lớn của pseudo-residuals được dự đoán.



Hình 3: Ví dụ quá trình Ensemble Boosting

Kết quả dự đoán: Tổng hợp các dự đoán từ tất cả các

cây để tạo ra dự đoán cuối cùng.

Tham số quan trọng:

- Tốc độ học: Điều chỉnh độ lớn của bước cập nhật ở mỗi lần lặp, ảnh hưởng đến độ chậm của việc học của mô hình.
- Số cây: Số lượng cây quyết định cần được tạo ra.

4.2. Xây dựng và tối ưu hóa các tham số cho mô hình ensemble learning

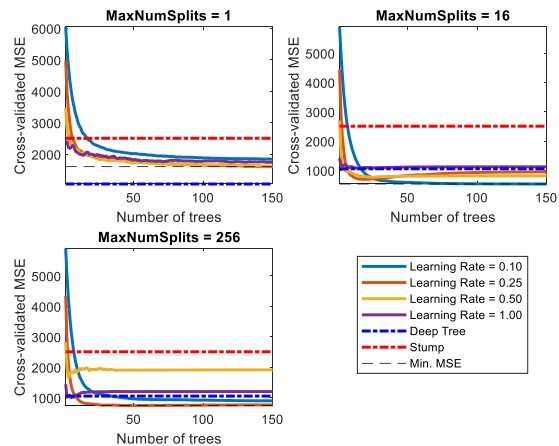
Như đã trình bày ở Mục 4.1, các tham số quan trọng tác động đến khả năng ước lượng của mô hình Ensemble Boosting Learning là tốc độ học và số cây. Do đó, một mô hình ước lượng cuối cùng dựa trên các tham số tối ưu cần được xác định.

Từ các dữ liệu đã thu thập ở trên, ta tiến hành xây dựng mô hình bằng phần mềm MATLAB. Đầu tiên, tách 23 biến đầu vào ở Bảng 1 và 2 biến đầu ra riêng biệt (tổng sức kháng của dầm sau khi gia cường tấm FRP V_u và sức kháng cắt tăng thêm do tấm FRP V_f) từ bộ dữ liệu. Tiến hành phân chia bộ dữ liệu 80% huấn luyện và 20% kiểm thử.

Xây dựng hai mô hình cây quyết định sâu (DDT) và cây quyết định gốc (SDT) để huấn luyện. Để cây quyết định có hiệu suất dự đoán thỏa đáng, mức độ phức tạp của cây quyết định được điều chỉnh bằng cách sử dụng xác thực chéo (5-fold cross-validation). Trong đó, các giá trị mặc định độ sâu của cây để tăng cường cây hồi quy là: tối đa 10 lớp chia và 5 lá đối với cây quyết định sâu DDT, mặc định 1 lớp chia đối với cây quyết định gốc SDT.

Để xác định độ phức tạp của cây: (i) Xác thực chéo một cây quyết định sâu và một cây quyết định gốc, (ii) xác thực chéo một nhóm gồm 150 cây hồi quy được tăng cường bằng cách sử dụng xác nhận chéo 5 lần. Sử dụng cây mẫu:

- Thay đổi số lượng phân chia tối đa bằng cách sử dụng các giá trị trong chuỗi $2^0, 2^1, \dots, 2^m$, như vậy 2^m không lớn hơn $n - 1$.
- Đối với mỗi biến thể, điều chỉnh tốc độ học tập bằng từng giá trị trong tập 0.1, 0.25, 0.5, 1.
- Ước tính sai số quân phương (MSE) tích lũy, được xác thực chéo bằng 5-fold cross-validation.
- Vẽ đồ thị MSE được xác thực chéo khi số lượng cây tăng lên. Các đồ thị liên quan đến tỷ lệ học tập và các ô riêng biệt cho các mức độ phức tạp của cây khác nhau được thể hiện trên Hình 4.

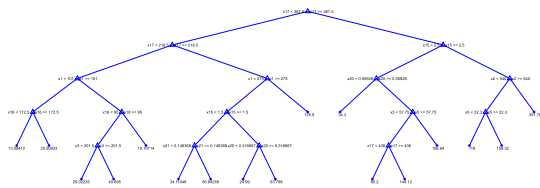


Hình 4: Đồ thị so sánh hiệu suất ước lượng của các mô hình cây và tốc độ học khác nhau theo số cây tăng cường

cho trường hợp V_f

Từ đồ thị, số lượng phân chia tối đa, số lượng cây và tốc độ học tối ưu cho mô hình EL của V_f được xác định:

- Min. MSE = 540.344
- Optimal Parameter Values: Số cây (Num. Trees) = 137, Số lần chia tối đa (MaxNumSplits) = 16, Tốc độ học (Learning Rate) = 0.10



Hình 5: Mô hình cây ở lần huấn luyện thứ nhất

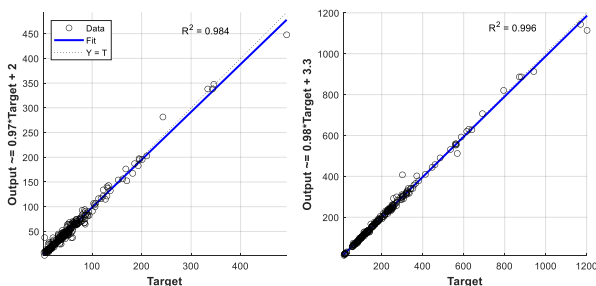
Tương tự, tham số tối ưu cho mô hình EL của V_u được xác định như sau:

- Min. MSE = 4103.708
- Optimal Parameter Values: Num. Trees = 30, MaxNumSplits = 128, Learning Rate = 0.50

Sau khi xác định được các tham số tối ưu, tiến hành xây dựng mô hình cây quyết định cuối cùng và tăng cường huấn luyện.

4.3. Đánh giá mô hình

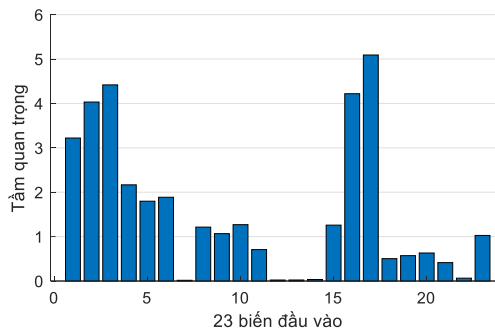
Để đánh giá mô hình EL, tập dữ liệu kiểm thử được sử dụng. Đồ thị hồi quy cho V_f và V_u lần lượt thể hiện trên Hình 6. Trong đó, kết quả tính toán từ mô hình hình EL được đối chiếu với kết quả thí nghiệm của tập dữ liệu kiểm thử (20% của bộ dữ liệu). Kết quả thống kê cho thấy cả 2 mô hình EL đều thể hiện hiệu suất ước lượng rất cao với $R^2 > 0.98$.



Hình 6: Hiệu suất dự đoán của mô hình EL cho V_u và V_f

So sánh với nghiên cứu của Chenxin Wang và cs [9] ta thấy được rằng:

- Hiệu suất dự đoán của mô hình EL trong bài báo cao hơn kết quả dự đoán của mô hình XGBoost mà Chenxin Wang và cs đã dùng trước đó.
- Mô hình EL tuy có hiệu suất tốt nhưng cần nhiều thời gian để huấn luyện hơn (kết hợp nhiều mô hình) so với XGBoost nhằm đưa ra kết quả tốt nhất.



Hình 7. Đánh giá tầm quan trọng của biến đầu vào đối với hiệu quả gia cường

Dựa trên mô hình EL đã được huấn luyện, tương quan và tầm quan trọng của từng biến đầu vào đối với hiệu quả gia cường được xác định thông qua thuật toán “Unbiased Predictor Importance Estimates”. Qua Hình 7, chiều cao và chiều rộng có hiệu của tấm FRP có ảnh hưởng lớn nhất đối với khả năng chịu cắt của dầm. Các kích thước hình học của dầm cũng cho thấy được sự tương quan cao như bề rộng dầm, chiều cao dầm. Ngược lại, modun đàn hồi của tấm FRP, tỷ lệ diện tích tấm FRP, góc dán tấm FRP có tác động nhỏ đến sức kháng cắt của dầm gia cường. Vì các dữ liệu thực nghiệm liên quan đến dầm T vẫn còn khá hạn chế nên các tham số liên quan đến loại dầm (T hoặc chữ nhật), bề rộng và chiều dày cánh của dầm T vẫn chưa được thể hiện rõ ràng.

5. Kết luận

Bài báo đã thu thập và sàng lọc bộ dữ liệu thí nghiệm tương đối hoàn chỉnh gồm 315 mẫu về gia cường sức kháng cắt dầm BTCT sử dụng tấm FRP. Từ đó, đánh giá sự phù hợp của các công thức tính sức kháng cắt của tiêu chuẩn các nước và xây dựng mô hình học máy Ensemble Learning phục vụ ước lượng chính xác sức kháng cắt của dầm và tấm gia cường. Một số kết luận có thể được trình bày như sau:

(i) Kết quả tính toán sức kháng cắt gia cường từ các công thức của ACI 440.2R, FIB 14, CSAS-806 và CECSI 146 thể hiện mức độ chính xác thấp và sự không phù hợp của các công thức với bộ dữ liệu thí nghiệm thu thập. Nguyên nhân chính là do các công thức được xây dựng trên bộ dữ liệu thí nghiệm hạn chế, cũ và không xét đầy đủ các yếu tố ảnh hưởng liên quan đến thuộc tính hình học, vật liệu, phương pháp dán tấm FRP, ...

(ii) Mô hình học máy EL được lựa chọn trong nghiên cứu; đây là một phương pháp trong học máy, trong đó nhiều mô hình dự đoán được kết hợp lại với nhau để tạo ra một mô hình dự đoán tốt hơn, giảm thiểu sai số dự báo và tăng cường độ chính xác của mô hình. Nhằm xây dựng các mô hình EL tối ưu và tránh hiện tượng quá khớp, bài báo đã xây dựng các mô hình cây quyết định sâu và cây quyết định gốc để xác định các tham số tối ưu liên quan tới số cây, số lần chia tối đa, tốc độ học, ...

(iii) Mô hình EL tối ưu cho kết quả rất khả quan với hiệu suất dự đoán $R^2 > 0.98$, cao hơn nhiều so với các công thức từ tiêu chuẩn và các phương pháp học máy khác được trình bày ở tài liệu tham khảo.

(iv) Trên cơ sở mô hình EL được huấn luyện, mức độ ảnh hưởng của từng biến đầu vào đến hiệu quả gia cường cũng đã được xác định. Đây là tham chiếu quan trọng phục vụ tính toán và thiết kế gia cường dầm BTCT sử dụng tấm vật liệu FRP trong thực tế.

Lời cảm ơn

Bài báo cáo này được tài trợ bởi Trường Đại học Bách khoa – ĐHQĐN thuộc đề tài có mã số B2022-DN02-10.

Tài liệu tham khảo

- [1] H. P. Hoa and P. D. Minh, "A Research on Effective Measures to Strengthen Reinforced Concrete Beams Reinforced with Carbon Fiber Composite Materials," *Tạp chí Khoa học và Công nghệ-Đại học Đà Nẵng*, pp. 28-31, 2014.
- [2] H. M. Hùng and N. n. T. Hiếu, "Hiệu quả gia cường kháng cắt cho dầm bê tông cốt thép bằng vật liệu tấm sợi các bon," *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (KHCNXD)-ĐHXDHN*, vol. 15, no. 1V, pp. 102-111, 2021.
- [3] N. c. T. n. C. Thanh, H. N. Xuân, B. N. Nghĩa, and H. P. Minh, "Ứng xử chịu cắt của dầm bê tông cốt GFRP được gia cường bằng bê tông cốt lưới dệt," *Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải*, vol. 72, no. 8, pp. 932-944, 2021.
- [4] L. C. Hollaway and J.-G. Teng, *Strengthening and rehabilitation of civil infrastructures using fibre-reinforced polymer (FRP) composites*. Elsevier, 2008.
- [5] A. 440.2R-17, "Guide for the Design and Construction of Externally Bonded FRP Systems for Strengthening Concrete Structures," ACI Committee 440, American Concrete Institute, 2017.
- [6] T. I. F. f. S. C. (CEB-FIB), "Externally bonded FRP reinforcement for RC structures," in "Technical Report Bulletin 14," 2022.
- [7] CSA, "Design and construction of building structures with fibre-reinforced polymers," ed: Mississauga ON, Canada, 2012.
- [8] *Technical Specification for Strengthening Concrete Structures with Carbon Fiber Reinforced Polymer Laminate*, CECS146, 2003.
- [9] C. Wang *et al.*, "Shear strength prediction of FRP-strengthened concrete beams using interpretable machine learning," *Construction and Building Materials*, vol. 407, p. 133553, 2023.
- [10] X. Lu, "Research on FRP-concrete interface behavior," *Doctor's Degree Paper*, 2004.
- [11] J. Rahman, P. Arafin, and A. M. Billah, "Machine learning models for predicting concrete beams shear strength externally bonded with FRP," in *Structures*, 2023, vol. 53: Elsevier, pp. 514-536.

NGHIÊN CỨU TỔNG QUAN VỀ SỬ DỤNG KỸ THUẬT HỌC MÁY TRONG THIẾT KẾ CẤP PHỐI BÊ TÔNG

OVERVIEW STUDY ON THE USE OF MACHINE LEARNING TECHNIQUES IN CONCRETE MIX DESIGN

SVTH: Huỳnh Đỗ Quang Vinh¹, Ngô Văn Long², Trương Văn Tin², Lê Văn Bắc², Võ Sỹ An², Hoàng Tuấn Anh¹

¹Lớp 21X3 và 21X3B, Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách khoa- Đại học Đà Nẵng; Email: 109210166@sv1.dut.udn.vn

²Lớp 22BIM-AI, Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách khoa- Đại học Đà Nẵng

GVHD: TS. Đỗ Việt Hải¹, TS. Nguyễn Minh Hải¹

¹ Khoa Xây dựng Cầu Đường, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng;

Email: dvhai@dut.udn.vn, nmhai@dut.udn.vn

Tóm tắt - Thiết kế hỗn hợp bê tông là một quá trình phức tạp và nhiều giai đoạn, không những thế còn đòi hỏi sự hiểu biết sâu sắc về tính chất cơ sở của vật liệu và còn đặt ra các công thức về độ chính xác và tính linh hoạt trong quá trình thiết kế. Đặc biệt, độ chịu nén của bê tông là một yếu tố quyết định, đóng vai trò lớn trong việc đảm bảo khả năng chịu tải, trọng lượng, và áp lực từ các tầng trên cao trong các công trình xây dựng. Việc đạt được cường độ nén mong muốn của bê tông là một công việc khó khăn và tốn thời gian. Tuy nhiên việc áp dụng các phương pháp học máy có giám sát (ML) có thể giúp dự đoán ban đầu kết quả với độ chính xác cao. Nghiên cứu này trình bày những đánh giá khách quan trong việc sử dụng các kỹ thuật học máy khác nhau để dự báo cường độ chịu nén của bê tông cường độ siêu cao (UHPC) dựa trên 210 điểm dữ liệu được thu thập từ các nghiên cứu khác. Ngôn ngữ lập trình Python được sử dụng để chạy mô hình đã chọn. Ngôn ngữ lập trình yêu cầu thông tin liên quan đến các thông số đầu vào và các thông số đầu ra. Tổng cộng có tám thông số đầu vào (Xi măng, tro Silic, tro bay, cát, sợi thép, bột khoáng, nước, phụ gia) được sử dụng làm các thông số đầu vào, trong khi (cường độ nén) được chọn làm thông số đầu ra. Hiệu suất của các thuật toán ML được sử dụng để đánh giá dựa trên các chỉ số thống kê, bao gồm hệ số tương quan (R^2), sai số bình phương trung bình (RMSE) từ đó suy ra mô hình dự đoán với độ chính xác cao về cường độ chịu nén của bê tông.

Từ khóa – Bê tông cường độ siêu cao (UHPC), hệ số tương quan, cường độ chịu nén, thuật toán di truyền (GA), mạng nơ-ron nhân tạo (ANN)

1. Tổng quan

1.1. Thiết kế cấp phối bê tông

Thiết kế hỗn hợp bê tông là một chủ đề thiết yếu và sâu sắc, đòi hỏi kiến thức sâu rộng về nhiều vấn đề chuyên môn. Việc thu được bê tông có cường độ phù hợp và các thông số tiện ích khác sẽ cho phép sử dụng kết cấu một cách đáng tin cậy. Quá trình làm cứng và hydrat hóa bê tông là không thể đảo ngược. Do đó, bất kỳ sai sót nào trong thiết kế hỗn hợp bê tông đều gây tổn kém vô cùng lớn cho chủ đầu tư, cả ở giai đoạn xây dựng và trong quá trình khai thác kết cấu sau này do độ bền giảm. Theo định nghĩa, hỗn hợp bê tông là hỗn hợp xi măng, nước, cốt liệu thô và mịn, chủ yếu được làm giàu bằng các chất phụ gia để cải thiện một số thông số, chẳng hạn như cường độ, mật độ, độ bền hoặc khả năng thi công của bê tông. Sản phẩm cuối cùng là hỗn hợp bê tông được chuyển thành bê tông. Bên cạnh đó quá trình thủy hóa cũng đóng một vai trò quan trọng để các thành phần khoáng trong xi măng tác dụng với nước, tạo ra sản phẩm mới có cấu trúc bền vững, tạo tiền đề cho quá trình đông kết và đóng rắn của bê tông. Các khoáng chất chính trong xi măng bao gồm: tricalcium aluminate (C3A)-phản ứng rất nhanh với nước, tạo ra sản phẩm hydrat hóa dạng gel có tên là ettringite

Abstract - Concrete mix design is a complex and multi-stage process that requires a deep understanding of the material's underlying properties and puts forth requirements for accuracy and flexibility in the design process. In particular, the compressive strength of concrete is a critical factor that plays a major role in ensuring the load-bearing capacity, weight, and pressure from upper floors in construction projects. Achieving the desired compressive strength of concrete is a difficult and time-consuming task. However, the application of supervised machine learning (ML) methods can help to predict the outcome with high accuracy. This study presents objective evaluations in the use of different machine learning techniques to predict the compressive strength of ultra-high performance concrete (UHPC) based on 210 data points collected from other studies. The Python programming language is used to run the selected model. The programming language requires information related to the input parameters and output parameters. A total of eight input parameters (cement, silica fume, fly ash, sand, steel fibers, mineral powder, water, admixtures) were used as input parameters, while (compressive strength) was chosen as the output parameter. The performance of the ML algorithms used was evaluated based on statistical indicators, including the correlation coefficient (R^2), the root mean square error (RMSE), from which a high-accuracy prediction model for concrete compressive strength was inferred.

Key words High-performance concrete (UHPC), correlation coefficient, compressive strength, genetic algorithm (GE), artificial neural network (ANN)

giúp xi măng đông kết và đóng rắn nhanh, tricalcium silicate (C3S)- phản ứng chậm hơn C3A, tạo ra sản phẩm hydrat hóa dạng gel có tên là portlandite đóng vai trò quan trọng trong việc làm tăng cường độ của bê tông theo thời gian, dicalcium silicate (C2S)- phản ứng chậm hơn C3S, tạo ra sản phẩm hydrat hóa dạng tinh thể có tên là calcium silicate hydrate (C-S-H) chiếm khoảng 70% thể tích của bê tông. C-S-H là một chất kết dính rất mạnh, giúp bê tông có độ bền cao và tetracalcium aluminoferrite (C4AF) phản ứng chậm hơn C2S, tạo ra sản phẩm hydrat hóa dạng tinh thể có tên là ferrite đóng vai trò quan trọng trong việc làm tăng cường độ của bê tông ở nhiệt độ cao. Quá trình của bê tông tiếp tục diễn ra và kết thúc vào khoảng ngày thứ 28, khi bê tông đạt cường độ chịu nén tối đa [1,2,3]. Lượng nước quá trình thủy hóa xi măng sẽ tạo ra các sản phẩm thủy hóa, làm cho bê tông cứng lại và giảm khả năng hút nước, tránh cho bê tông khô bị nứt, biến dạng, giảm cường độ.

Với sự phát triển và tiến bộ không ngừng nghỉ trong thời gian gần đây. Bê tông cường độ siêu cao (UHPC) ra đời đóng vai trò quan trọng và trở thành một trong những loại vật liệu xây dựng tiên tiến nhất hiện nay. Sự phát triển của UHPC đã khiến cho các kỹ sư kết cấu phải cải

thiện cường độ nén, độ dẻo của kết cấu bê tông cốt thép chịu tải trọng lớn. Các nhà nghiên cứu đã điều tra các hoạt động cơ học của UHPC cũng các ứng dụng của nó trong bốn thập kỷ qua [4], trong đó UHPC thường thể hiện cường độ nén nằm trong khoảng từ 150 MPA đến 810 MPA [5,6,7]. Các thành phần cần thiết để sản xuất vật liệu có cường độ nén cao như vậy bao gồm: xi măng liều lượng cao (lên tới 800 kg/m³); tỷ lệ nước / chất kết dính thấp hơn (bê hơn 0,2); phụ gia giảm nước ở mức độ cao (HRWR); bột siêu mịn (thạch anh nghiền, tro silic và nano – silica); sợi thép hoặc sợi polyetylen (PE) [8,9]. Sản xuất UHPC yêu cầu các nguyên liệu đắt tiền, đòi hỏi kỹ năng và kinh nghiệm của người thi công, không những thế còn có thể gây ô nhiễm môi trường do sử dụng nhiều xi măng. Do đó các nhà nghiên cứu khác đã phát triển các phương pháp tiếp cận bền vững và kinh tế để giảm lượng xi măng và tro silic, bù lại bằng việc bổ sung tro bay và cát [10,11,12]. Tuy nhiên, hầu hết các phương pháp nói trên đều làm cạn kiệt lớn nguồn tài nguyên và thực hiện thử nghiệm trên nhiều lô, trong khi hầu như đều không dự đoán chính xác được cường độ của UHPC [13]

1.2. Kỹ thuật học máy trong thiết kế cấp phối bê tông.

Do những hạn chế vật lý được mô tả ở trên, ngày càng có nhiều mối quan tâm trong việc thiết kế cấp phối bê tông dựa trên các mô hình học máy (ML) để dự đoán cường độ chịu nén [14,15]. Việc sử dụng các cặp dữ liệu các biến đầu vào và các biến mục tiêu, một mô hình đã được huấn luyện từ tập dữ liệu đã thu nhập để tìm hiểu mối quan hệ giữa chúng. Một thuật toán ML đặc biệt phổ biến là mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Nghiên cứu đầu tiên về ANN của Yeh et al.[16] đã sử dụng ANN dựa trên bộ dữ liệu gồm 1000 thiết kế hỗn hợp bê tông trong phòng thí nghiệm. Tuy nhiên cũng có một số lượng đáng kể các nghiên cứu sử dụng ít hơn 100 điểm dữ liệu thử nghiệm, có thể không lấy đủ mẫu không gian biến dự đoán. Mặc dù ANN là một phương pháp ML linh hoạt và mạnh mẽ nhưng nó cần phải huấn luyện một số lượng lớn tham số. Đối với các tập dữ liệu nhỏ ANN có thể nhanh chóng khớp dữ liệu quá mức dẫn đến hiệu suất tập huấn luyện mạnh nhưng hiệu suất tổng thể kém trên các dữ liệu mới. Các phương pháp ML khác xuất hiện trong tài liệu này bao gồm máy vector hỗ trợ (SVM) [17], các mô hình dựa trên cây quyết định (DT) [18] và giải thuật di truyền (GA) [19]. Nghiên cứu này sẽ đưa ra những đánh giá khách quan cũng như đánh giá mức độ chính xác của năm mô hình học máy trên dựa trên bộ dữ liệu có sẵn để dự đoán cường độ chịu nén của bê tông cường độ siêu cao (UHPC).

1.3. Cơ sở lý thuyết

Để đánh giá khả năng thực thi xác thực của mô hình, chúng tôi đã áp dụng phương pháp xác thực chéo K-Fold. Phương pháp này thường được sử dụng để phân tích hiệu suất thực tế của các mô hình. Trong thử nghiệm này, dữ liệu được sắp xếp ngẫu nhiên và chia thành năm nhóm. Bốn nhóm được phân bổ cho mục đích đào tạo và nhóm còn lại được giao để xác nhận mô hình. Giá trị trung bình thu được bằng cách lặp lại quá trình tương tự năm lần. Việc áp dụng thử nghiệm xác nhận chéo năm lần đã được sử dụng để thu được hiệu suất chính xác nhất của các mô hình. Điều quan trọng nữa là áp dụng các kiểm tra thống kê để đạt được mức hiệu suất của mô hình. Nghiên cứu này cũng bao gồm việc áp dụng kiểm tra thống kê về hiệu suất của các mô hình liên quan đến dự đoán theo Phương

trình (1)–(4)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - z_i)^2}{n}} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - z_i|}{n} \quad (2)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - z_i)^2}{n} \quad (3)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^{tb}) \cdot (z_i - z_i^{tb})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^{tb})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (z_i - z_i^{tb})^2}} \quad (4)$$

Trong đó:

y_i : là các giá trị thực nghiệm

z_i : là các giá trị dự đoán

y_i^{tb} : là các giá trị thực nghiệm trung bình

z_i^{tb} : là các giá trị dự đoán trung bình

n : là số lượng mẫu

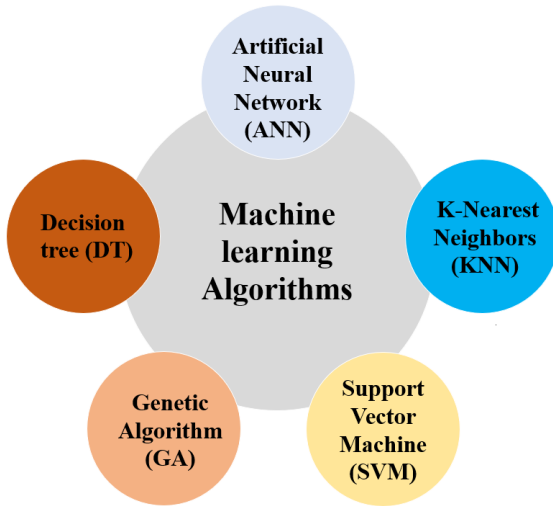
2. Các kỹ thuật học máy

2.1. Các kỹ thuật học máy giám sát (ML)

Các kỹ thuật học máy được áp dụng phổ biến hơn trong kỹ thuật dân dụng để dự đoán các tính chất cơ học của bê tông. Việc xác định cường độ chịu nén hoặc cường độ chịu uốn của bê tông có thể được xác định bằng các phương pháp nén cơ học hoặc uốn đối với tuổi của từng mẫu bê tông khác nhau. Để khắc phục một số hạn chế trong phương pháp trên chúng tôi đã sử dụng thuật toán học máy để dự đoán các báo kết quả cho dữ liệu đầu vào. Hao Ling và các cộng sự đã sử dụng máy vector hỗ trợ (SVM) được tối ưu bằng xác thực chéo K-Fold để dự đoán cường độ nén của bê tông trong môi trường biển. Nghiên cứu cho biết SVM có hiệu suất dự đoán tốt hơn khi so sánh với mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và cây quyết định (DT). Tuy nhiên mô hình SVM có một số vấn đề về các thông số đầu vào không đầy đủ (8 thông số đầu vào). Sau khi bổ sung thêm các thông số đầu vào độ chính xác của mô hình SVM được nâng cao sai số trung bình giảm từ 34,8% xuống 23,6%[20]. Adil Baykasoglu và cộng sự đã ứng dụng kỹ thuật lập trình di truyền (GP) GEP vào dự đoán cường độ xi măng lần đầu tiên. Kết quả cho thấy GEP hoạt động tốt hơn nhiều so với ANN. Một ưu điểm quan trọng khác của GEP là khả năng tạo ra các phương trình toán học có thể dễ dàng lập trình ngay cả trong máy tính bỏ túi để sử dụng dễ dàng trong thực tiễn hàng ngày[21]. Chengyao Liang và cộng sự đã dự đoán cường độ chịu nén của bê tông trong môi trường khô - ướt bằng cách sử dụng mạng lưới thần kinh nhân tạo lan truyền ngược (BF-ANN), nó đã chỉ ra rằng mô hình cung cấp những kết quả thực tế và chính xác tốt hơn nhiều về dự đoán tính năng cơ học của bê tông[22]

2.2. Phương pháp tiếp cận học máy

Cây quyết định (DT), mạng neuron nhân tạo (ANN), máy vector hỗ trợ (SVM), giải thuật di truyền (GA), K-Nearest Neighbors (KNN) đã được sử dụng để chạy các mô hình. Mã hóa Python được sử dụng cho cả 5 phương pháp học máy. Các thuật toán áp dụng được minh họa trong Hình 1.



Hình 1. Các kỹ thuật học máy được sử dụng trong nghiên cứu

Cây quyết định (DT) là một kỹ thuật học máy có giám sát được sử dụng để phân phối các bài toán hồi quy cũng như để phân loại các bài toán. Cấu trúc của cây quyết định giống như một sơ đồ có các nút, nhánh và góc. Nút bên trong thể hiện một bài kiểm tra về một thuộc tính, mỗi nhánh hiển thị kết quả của bài kiểm tra trong khi mỗi nút lá cung cấp chỉ dẫn về các lớp. Quy tắc phân loại được biểu diễn bằng đường đi từ gốc đến lá. Có sẵn 3 loại nút khác nhau của cây quyết định với 3 dạng hình học (hình vuông, hình tròn, hình tam giác). Nhìn chung, nó có thể được coi là một kỹ thuật đơn giản có thể được sử dụng để hiểu và diễn giải.

Cách thức hoạt động trong cây quyết định, để dự đoán lớp của tập dữ liệu đã cho, thuật toán bắt đầu từ nút gốc của cây. Thuật toán này so sánh các giá trị của thuộc tính gốc với thuộc tính bản ghi (tập dữ liệu thực) và dựa trên sự so sánh, đi theo nhánh và nhảy đến nút tiếp theo. Đối với các nút tiếp theo, thuật toán lại so sánh giá trị thuộc tính với các nút con khác và di chuyển xa hơn. Nó tiếp tục quá trình cho đến khi nó đạt đến nút lá của cây. Quy trình có thể được hiểu rõ hơn bằng cách sử dụng thuật toán dưới đây:

1. Bắt đầu cây với nút gốc (Đặt tên: S), nút này chứa tập dữ liệu hoàn chỉnh
2. Tìm thuộc tính tốt nhất trong tập dữ liệu bằng cách sử dụng Phép đo lựa chọn thuộc tính (ASM).
3. Chia S thành các tập con chứa các giá trị có thể có cho các thuộc tính tốt nhất.
4. Tạo nút cây quyết định chứa thuộc tính tốt nhất.

Tạo một cách đệ quy cây quyết định mới bằng cách sử dụng các tập con của tập dữ liệu đã tạo ở bước 3. Tiếp tục quá trình này cho đến khi đạt đến một giai đoạn mà bạn không thể phân loại thêm các nút và được gọi là nút cuối cùng là nút lá.

Giải thuật di truyền (GA) là một kỹ thuật tối ưu dựa

trên ý tưởng tiến hóa của tự nhiên. GA bắt đầu với một quần thể của các cá thể, mỗi cá thể đại diện cho một giải pháp tiềm năng cho bài toán đang giải quyết. Các cá thể trong quần thể được chọn lọc dựa trên độ thích nghi của chúng, với các cá thể có độ thích nghi cao hơn có nhiều khả năng được chọn. Các cá thể được chọn sau đó được lai tạo để tạo ra các cá thể mới. Quá trình lai tạo có thể được thực hiện theo nhiều cách khác nhau nhưng mục tiêu chung là tạo ra các cá thể mới có độ thích nghi cao hơn so với các thể cha mẹ. Các cá thể mới sau đó được đột biến với một xác suất nhất định. Đột biến giúp người ta tìm kiếm các giải pháp mới và tránh bị mắc kẹt trong quá trình giải pháp bộ. Quá trình chọn lọc lai tạo và đột biến được lặp lại cho đến khi đạt được một giải pháp thỏa mãn nào đó hoặc cho đến khi đạt được mốc giới hạn thời gian nhất định. Cách thức hoạt động của giải thuật di truyền (GA) được tiến hành như sau:

1. **Khởi tạo quần thể:** Một quần thể ban đầu được tạo ra, trong đó mỗi cá thể đại diện cho một bộ tham số. Các giá trị tham số có thể được chọn ngẫu nhiên hoặc theo một phương pháp cụ thể.
2. **Đánh Giá Fitness:** Mỗi cá thể trong quần thể được đánh giá dựa trên hàm mục tiêu (fitness function) được xác định trước. Trong trường hợp tối ưu hoá mô hình, hàm mục tiêu thường là một hàm đo lường hiệu suất, chẳng hạn như mean squared error (MSE) trong trường hợp hồi quy tuyến tính.
3. **Lựa chọn (Selection):** Các cá thể được lựa chọn để tham gia quá trình tiếp theo dựa trên giá trị fitness của chúng. Các cá thể có fitness cao có cơ hội cao hơn để được chọn để “lai ghép” và “đột biến”
4. **Lai ghép (Crossover):** Các cặp cá thể được chọn ngẫu nhiên từ quần thể để thực hiện quá trình lai ghép. Các thành phần của tham số của hai cá thể cha mẹ được trao đổi để tạo ra cá thể con mới
5. **Đột biến (Mutation):** Một số cá thể con được chọn ngẫu nhiên để trải qua quá trình đột biến. Đột biến thay đổi một số giá trị tham số của cá thể để đưa vào sự đa dạng và khám phá không gian tham số
6. **Thế hệ mới (new generation):** Các cá thể mới tạo ra từ quá trình lai ghép và đột biến thay thế các cá thể cũ trong quần thể
7. **Lặp lại quá trình (Iteration):** Quá trình từ bước 2 đến bước 6 được lặp lại cho một số lần xác định hoặc cho đến khi điều kiện dừng được đáp ứng. Các thế hệ tiếp theo được tạo ra để cố gắng cải thiện giá trị của hàm mục tiêu.

Máy vector hỗ trợ (SVM) là một thuật toán học máy được sử dụng để phân loại và hồi quy. SVM hoạt động bằng cách tìm ra một siêu phẳng hoặc một tập hợp các siêu phẳng trong một không gian nhiều chiều hoặc vô hạn chiều, có thể được sử dụng để phân tích dữ liệu thành các lớp. Trong phân loại nhị phân, SVM tìm ra một siêu phẳng phân tách dữ liệu thành 2 lớp. Siêu phẳng này được gọi là siêu phẳng phân loại tối ưu. Siêu phẳng phân loại tối ưu là siêu phẳng có khoảng cách lớn nhất giữa các điểm dữ liệu của 2 lớp. Trong hồi quy SVM tìm ra một siêu phẳng có thể mô tả tốt nhất mối quan hệ giữa các biến đầu vào và các biến đầu ra. Siêu phẳng này được gọi

là siêu phẳng hồi quy tối ưu. Máy vector hỗ trợ là một thuật toán mạnh mẽ có thể được sử dụng để giải quyết nhiều loại bài toán trong học máy, SVM có thể đạt được hiệu suất tốt cho các bài toán phân loại và hồi quy bao gồm cả bài toán phân loại và hồi quy không tuyến tính. Máy vector hỗ trợ được thực hiện theo các bước sau:

1. *Chuẩn hoá dữ liệu*: Dữ liệu được chuẩn hoá để đảm bảo rằng các thuộc tính có cùng tầm quan trọng
2. *Khởi tạo siêu phẳng*: Siêu phẳng được khởi tạo một cách ngẫu nhiên
3. *Tính toán các điểm hỗ trợ*: Các điểm hỗ trợ được tính toán bằng cách sử dụng một hàm mục tiêu
4. *Tìm siêu phẳng tối ưu*: Siêu phẳng tối ưu được tìm kiếm bằng cách sử dụng một phương pháp tối ưu hoá

Thuật toán K-Nearest Neighbors (KNN) là một thuật toán học có giám sát (Supervised Learning) dựa trên khái niệm "hàng xóm". KNN giả định rằng các đối tượng tương tự nhau sẽ nằm gần nhau trong không gian dữ liệu. Thuật toán này hoạt động bằng cách tìm ra các điểm dữ liệu gần nhất với điểm dữ liệu mới (chưa được phân loại) và phân loại điểm dữ liệu mới dựa trên các điểm dữ liệu gần nhất đó. KNN có thể được sử dụng cho các nhiệm vụ phân loại và hồi quy. Đối với phân loại, KNN sẽ gán điểm dữ liệu mới cho lớp mà các điểm dữ liệu gần nhất thuộc về. Đối với hồi quy, KNN sẽ dự đoán giá trị của một biến mục tiêu dựa trên các điểm dữ liệu gần nhất. Thuật toán K-Nearest Neighbors (KNN) hoạt động theo các bước cơ bản sau:

1. *Chọn giá trị K*: Đây là bước đầu tiên, cần xác định số lượng "hàng xóm" gần nhất mà mô hình sẽ sử dụng để đưa ra dự đoán cho một điểm dữ liệu mới. Giá trị K thường được chọn trước thông qua việc thử nghiệm và đánh giá hiệu suất trên tập kiểm tra.
2. *Tính khoảng cách*: KNN sử dụng phép đo khoảng cách (thường là khoảng cách Euclidean) để đo độ tương đồng hoặc độ khác biệt giữa điểm dữ liệu mới cần dự đoán và các điểm dữ liệu đã biết trong tập huấn luyện.
3. *Tìm K điểm gần nhất*: KNN tìm ra K điểm dữ liệu gần nhất với dữ liệu mới dựa trên khoảng cách đã tính ở bước trước.
4. *Phiếu bầu đa số (Majority Vote)*: Đối với bài toán phân loại, KNN sẽ chọn lớp phổ biến nhất (lớp xuất hiện nhiều nhất) trong K điểm gần nhất để gán lớp cho điểm dữ liệu mới. Điều này thường được thực hiện thông qua phiếu bầu đa số, tức là lớp xuất hiện nhiều nhất trong K điểm gần nhất sẽ là kết quả dự đoán.
5. *Dự đoán hoặc phân loại*: Khi đã xác định lớp phổ biến nhất, KNN sẽ dự đoán lớp cho điểm dữ liệu mới dựa trên kết quả từ bước phiếu bầu đa số.
6. *Đánh giá kết quả*: Cuối cùng, sau khi dự đoán hoặc phân loại, mô hình cần được đánh giá thông qua các phương pháp đo lường sai số như Accuracy, Precision, Recall, F1-score,...

Thuật toán mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) có cấu trúc giống bộ não của các nơ-ron được kết nối. ANN về cơ bản là tập hợp các đơn vị hoặc nút được kết nối (được gọi là tế bào thần kinh nhân tạo), hoạt động như mô hình của bộ

não con người. Các mạng thần kinh này học bằng ví dụ về xử lý. Chúng chứa "đầu vào" và "kết quả" đã biết, tạo ra các liên kết có trọng số xác suất giữa đầu vào và kết quả được lưu trữ trong cấu dữ liệu của chính mạng. Việc ứng dụng ANN trong lĩnh vực xây dựng đang rất được quan tâm hiện nay, đặc biệt là trong dự đoán các tính chất cơ học của bê tông điều này là do kết quả dự đoán có độ chính xác cao về đặc tính cường độ thực tế của bê tông. Mạng nơ-ron nhân tạo ANN hoạt động dựa trên mô hình của hệ thống nơ-ron trong não người. Một mạng nơ-ron nhân tạo bao gồm các đơn vị xử lý thông tin cơ bản được gọi là nơ-ron nhân tạo, và chúng được kết hợp với nhau để hình thành một mô hình phức tạp có khả năng học từ dữ liệu. Cách thức hoạt động chung của mạng nơ-ron nhân tạo được mô tả như sau:

1. *Đầu vào*: Đầu vào của ANN là một tập dữ liệu gồm các số liệu. Các số liệu này có thể đại diện cho các thuộc tính của 1 đối tượng hoặc sự kiện. Ví dụ, một tập dữ liệu đầu vào có thể bao gồm các dữ liệu về kích thước, hình dạng, màu sắc của một quả táo.

2. *Xử lý*: Các nơ-ron trong ANN xử lý đầu vào bằng cách sử dụng một hàm kích hoạt. Hàm kích hoạt là một hàm toán học xác định cách thức đầu vào của một nơ-ron được chuyển đổi thành đầu ra. Có nhiều loại hàm kích hoạt khác nhau, mỗi loại có những ưu điểm riêng.

3. *Tính toán trọng số*: Mỗi liên kết giữa hai nơ-ron có một trọng số. Trọng số là một số xác thực xác định mức độ ảnh hưởng đầu vào của một nơ-ron đến đầu ra của nơ-ron khác. Trọng số của các liên kết được điều chỉnh trong quá trình huấn luyện ANN.

4. *Huấn luyện*: ANN được huấn luyện bằng cách sử dụng một tập hợp dữ liệu gồm các ví dụ về đầu vào và đầu ra mong muốn. Trong quá trình huấn luyện, ANN sẽ học cách tính toán trọng số của các liên kết để tạo ra đầu ra phù hợp với đầu ra mong muốn.

3. Mô tả dữ liệu thu được

Các điểm dữ liệu được sử dụng để chạy các mô hình thông qua thuật toán học máy được lấy từ tài liệu của Omar R. Abuodeh [25] về việc đánh giá cường độ chịu nén của bê tông cường độ siêu cao bằng các kỹ thuật học máy sâu (SFS và NID). Dữ liệu lấy từ bài báo đã xuất bản đã cung cấp những hiểu biết sâu sắc có giá trị về dự đoán cường độ chịu nén của các mô hình học máy sử dụng các hỗn hợp UHPC khác nhau. Tám thông số được lấy làm thông số đầu vào đó là: xi măng, tro Silic, tro bay, cát, sợi thép, bột khoáng, nước, phụ gia và cường độ chịu nén được lấy làm thông số đầu ra. Các thông số được sử dụng phần mềm Python để biểu thị các mối quan hệ giữa cường độ chịu nén và các thông số đầu vào. Các phân tích mô tả cũng như các chỉ dẫn toán học về các biến được sử dụng để chạy mô hình được liệt kê trong Hình 3

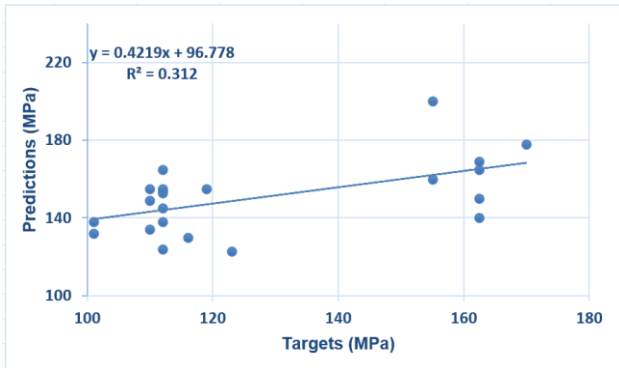
Parameters Description	Cement (kg/m3)	Silicafume (kg/m3)	Flyash (kg/m3)	Sand (kg/m3)	SteelFiber (kg/m3)	QuartzPowder (kg/m3)	Water (kg/m3)	Admixture (kg/m3)
Mean	879.544	195.157	33.009	954.408	39.026	36.939	200.635	31.911
Standard Deviation	331.360	96.470	73.025	520.809	75.145	126.505	56.308	28.317
Median	786.000	199.960	0	1103.500	0	0	190.000	30.130
Min	383.000	0	0	0	0	0	109.000	0
Max	1600.000	367.950	448.000	1889.000	470.000	750.000	334.500	185.000
Sum	96749.800	21467.260	3631.000	104984.900	4292.858	4063.300	22069.815	3510.215
Count	110.000	110.000	110.000	110.000	110.000	110.000	110.000	110.000

Hình 3. Phân tích mô tả các thông số

4. Kết quả và phân tích

4.1. Phân tích thống kê

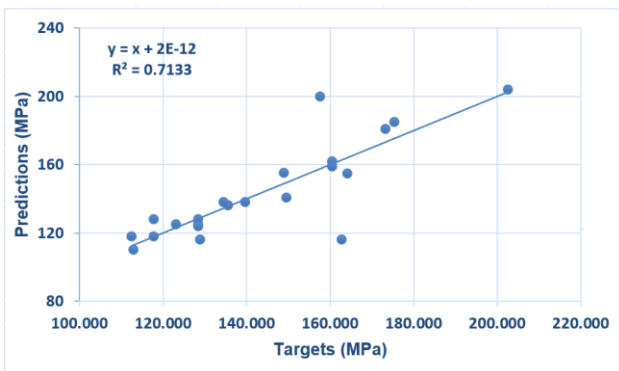
Các kết quả thống kê về cường độ nén thực tế và dự đoán (sử dụng thuật toán học máy có giám sát) của bê tông cường độ siêu cao (UHPC), cũng như phân bố sai số của chúng, được thể hiện trong Hình 4.1-4.10. Mức độ chính xác của việc thực hiện mô hình được so sánh với giá trị của hệ số tương quan (R^2). Mô hình GA tỏ ra tốt hơn, với giá trị R^2 bằng 0,71, như được mô tả trong Hình 4.3. Phân phối lỗi của mô hình có thể được nhìn thấy trong Hình 4.4. Giá trị sai số tối thiểu và tối đa của mô hình DT được xác định ở mức tương ứng là 0 MPa và 53 MPa. Giá trị trung bình của sai số là 26,273 MPa.



Hình 4.1 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa kết quả thực tế và dự đoán của DT



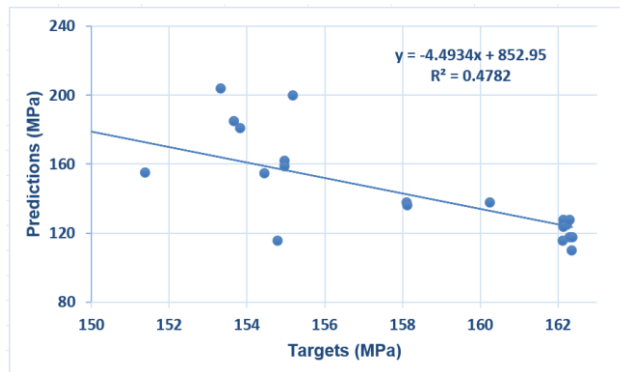
Hình 4.2 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa sai số với kết quả thực tế và dự đoán của DT



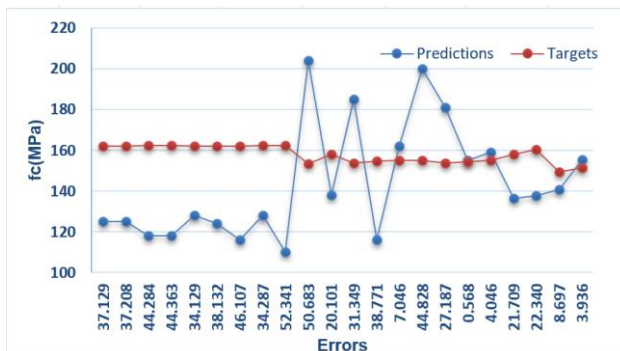
Hình 4.3 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa kết quả thực tế và dự đoán của GA



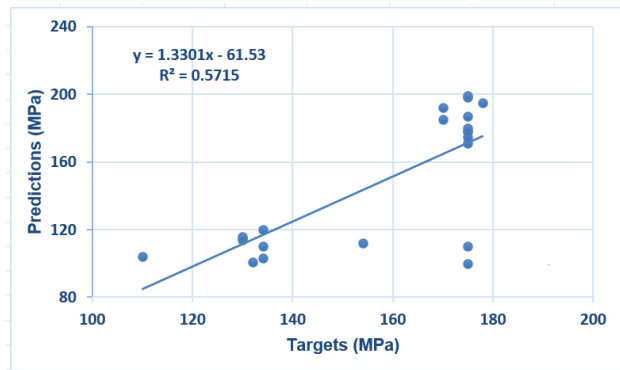
Hình 4.4 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa sai số với kết quả thực tế và dự đoán của GA



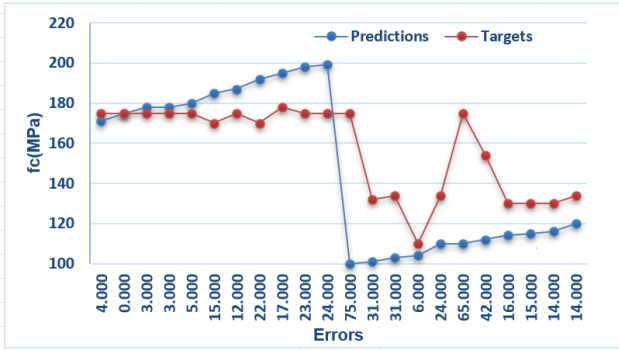
Hình 4.5 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa kết quả thực tế và dự đoán của SVM



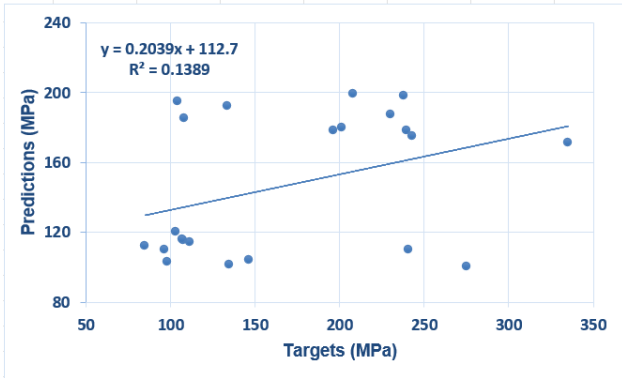
Hình 4.6 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa sai số với kết quả thực tế và dự đoán của SVM



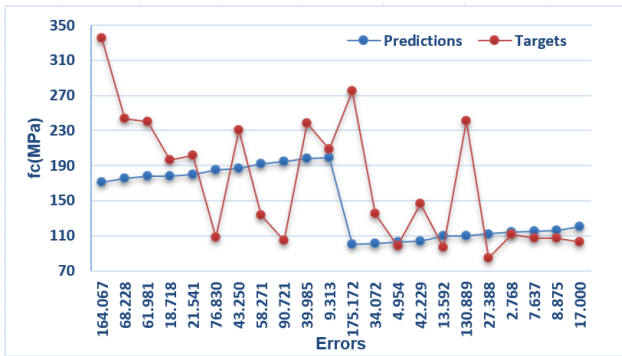
Hình 4.7 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa kết quả thực tế và dự đoán của KNN



Hình 4.8 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa sai số với kết quả thực tế và dự đoán của KNN



Hình 4.9 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa kết quả thực tế và dự đoán của ANN



Hình 4.10 Biểu đồ biểu thị mối quan hệ giữa sai số với kết quả thực tế và dự đoán của ANN

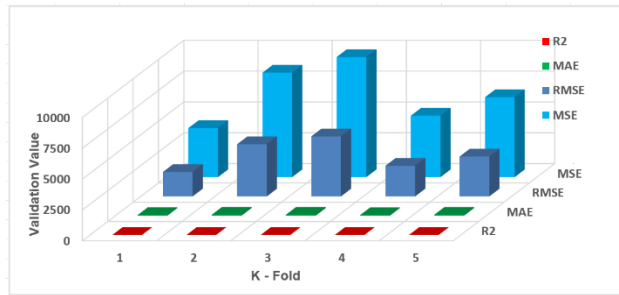
Hiệu suất dự đoán của mô hình giải thuật di truyền (GA) cho thấy mối quan hệ chặt chẽ với kết quả thực tế. Giá trị cao nhất của R^2 (0,713) đạt được trong trường hợp bộ hồi quy đóng bao. Lần lượt, các giá trị của R^2 cho ANN, KNN, DT và SVM lần lượt bằng 0,14, 0,57, 0,312 và 0,48. Những kết quả này cho thấy mức độ chính xác tương đối của dự đoán. Có thể xem biểu đồ diễn độ hóa của kết quả dự đoán và thực tế về cường độ nén của bê tông cường độ siêu cao UHPC với sự phân bố sai số của nó trong các hình ở trên. Giá trị sai số tối đa và tối thiểu đối với mô hình GA khi dự đoán đặc tính cường độ của bê tông cường độ siêu cao UHPC tăng lần lượt bằng 46,735 và 0,195 MPa.

Mô hình máy vecto hỗ trợ (SVM) cũng cho thấy độ chính xác tương đối trong trường hợp kết quả dự đoán và thực tế về cường độ nén của bê tông ở nhiệt độ cao. Khi so sánh, hiệu suất của việc tăng cường độ dốc gần như tương tự với KNN (với mức chênh lệch ít hơn cho bộ hồi quy KNN do giá trị R^2 bằng 0,48). Giá trị trung bình của bộ hồi SVM bằng 29,511 MPa, trong khi giá trị sai số tối đa và tối thiểu lần lượt là 52,341 và 0,568 MPa.

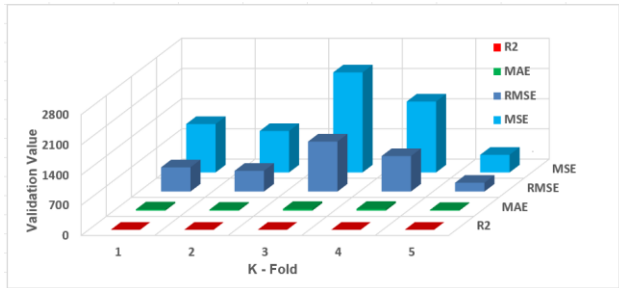
Kết quả thống kê tương tự cho mô hình ANN cũng cho thấy hiệu suất của mô hình này thấp nhất khi so sánh với thuật toán các mô hình còn lại. Mô hình ANN chỉ ra mối quan hệ chặt chẽ, với giá trị R^2 bằng 0,14. Có thể xem sự phân bố lỗi của mô hình ANN trong. Phân phối cho biết giá trị tối đa và tối thiểu của sai số, tương ứng là 175,172 và 2,768 MPa. Tuy nhiên, giá trị trung bình bằng 50,794 MPa.

4.2. Kiểm tra thống kê theo xác thực chéo K-Fold

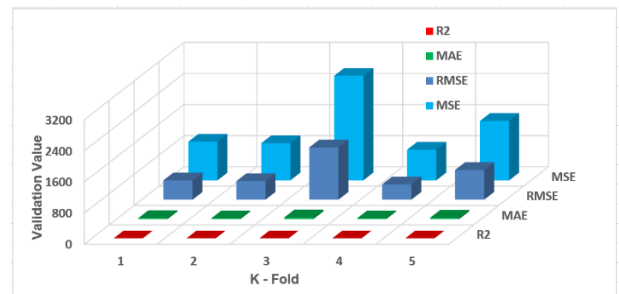
Hệ số tương quan (R^2), sai số tuyệt đối trung bình (MAE), sai số bình phương trung bình (MSE) và sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) đã được đưa ra để đánh giá xác thực chéo k-fold. Quá trình xác thực được thực hiện cho tất cả các thuật toán ML được sử dụng (DT, ANN, KNN, SVM và GA). Các giá trị nhỏ của sai số của mô hình đóng bao, đồng thời giá trị tăng lên của hệ số tương quan (R^2), cho thấy mức độ chính xác tốt hơn khi so sánh với ANN, DT và GB. Chi tiết về phân tích được sử dụng cho quy trình xác thực chéo k-Fold được bao gồm trong Bảng 3.



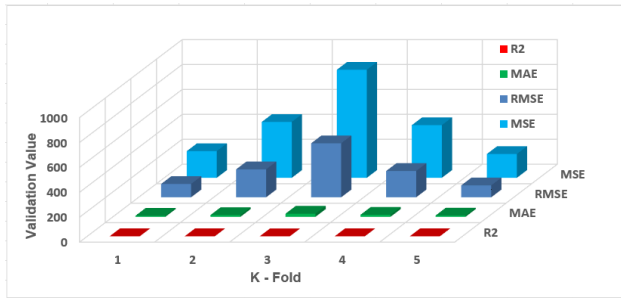
Hình 4.11 Thống kê về xác thực chéo K-Fold của mô hình ANN



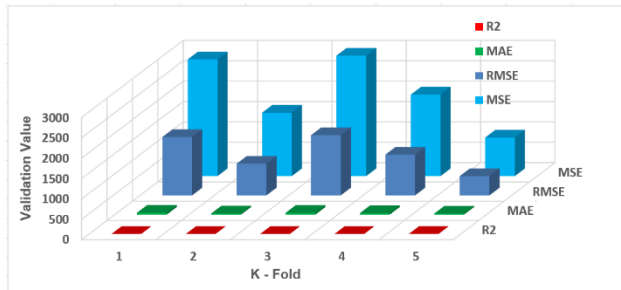
Hình 4.12 Thống kê về xác thực chéo K-Fold của mô hình SVM



Hình 4.13 Thống kê về xác thực chéo K-Fold của mô hình KNN



Hình 4.14 Thống kê về xác thực chéo K-Fold của mô hình GA



Hình 4.15 Thống kê về xác thực chéo K-Fold của mô hình DT

5. Kết luận

Nghiên cứu này cung cấp thông tin về việc xác định dự đoán cường độ cường độ nén của bê tông bằng cách sử dụng các phương pháp học máy DT, GA, SVM, KNN, ANN. Việc áp dụng kỹ thuật học máy là một cách tiếp cận khá hiệu quả vì nó cho thấy độ chính xác cao với tỉ lệ sai số trung bình DT(14,74%), ANN (14,7%), KNN(0,53%), GA(10%), SVM(18,94%). Qua đó, cho thấy khi dự đoán cường độ nén bê tông có thể dùng nhiều phương pháp học máy để dự đoán, nhưng với việc có quá nhiều phương pháp nên độ chính xác hay sai số chưa thực sự phù hợp.

Nghiên cứu đã mô tả vai trò tích cực của các phương pháp ML được giám sát trong lĩnh vực kỹ thuật xây dựng. Việc áp dụng các kỹ thuật này có thể được áp dụng thành công để dự đoán các tính chất cơ học của bê tông mà không cần dành thời gian cho công việc trong phòng thí nghiệm.

Tài liệu tham khảo

[1] JW Bullard et al., "Mechanisms of Cement Hydration," Cement Concr. Res., vol. 41, pp. 1208–1223, 2011., <http://dx.doi.org/10.1016/j.cemconres.2010.09.011>

[2] Marchon, D.; Flatt, R.J. Mechanisms of cement hydration. In Science and Technology of Concrete Admixtures; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2016; pp. 129–145.

[3] Kurdowski, W. Cement and Concrete Chemistry; Springer Science & Business: Berlin, Germany, 2014; ISBN 9400779453..

[4] C. Shi, Z. Wu, J. Xiao, D. Wang, Z. Huang, Z. Fang, A review on ultra high performance concrete: Part I. Raw materials and mixture design, Constr. Build. Mater. 101 (2015) 741–751.

[5] J.L.Y. Zhang, W. Sun, S. Liu, C. Jiao, Preparation of C200 green reactive powder concrete and its static-dynamic behaviors, Cement

Concrete Compos. 30 (2008) 831–838

[6] Y.W.W. Zheng, B. Luo, Compressive and tensile properties of reactive powder concrete with steel fibres at elevated temperatures, Constr. Build. Mater. 41 (2013) 844–851

[7] A.A. Pishro, X. Feng, Experimental study on bond stress between ultra high performance concrete and steel reinforcement, Civil Eng. J. 3 (12) (2017) 1235–1245.

[8] K.Q. Yu, J.T. Yu, J.G. Dai, Z.D. Lu, S.P. Shah, Development of ultra-high performance engineered cementitious composites using polyethylene (PE) fibers, Constr. Build. Mater. 158 (2018) 217–227

[9] A.A. Pishro, X. Feng, Experimental and numerical study of nano-silica additions on the local bond of ultra-high performance concrete and steel reinforcing bar, Civil Eng. J. 3 (12) (2017) 1339–1348.

[10] K. Wille, A.E. Naman, G.J. Parra-Montesinos, Ultra-high performance concrete with compressive strength exceeding 150 MPa (22ksi): A simpler way, ACI Mater. J. 108 (2011) 46–53

[11] S. Abbas, M.L. Nehdi, M.A. Saleem, Ultra-high performance concrete: Mechanical performance, durability, sustainability and implementation challenges, Int. J. Concr. Struct. Mater. 10 (2016) 271–295.

[12] N.A. Soliman, A. Tagnit-Hamou, Using glass sand as an alternative for quartz sand in UHPC, Constr. Build. Mater. 145 (2017) 243–252.

[13] E. Ghafari, M. Bandarabadi, H. Costa, E. Júlio, Prediction of fresh and hardened state properties of UHPC: Comparative study of statistical mixture design and an artificial neural network model, J. Mater. Civ. Eng. 27 (2015) 1–11

[14] B.A. Young, A. Hall, L. Pilon, P. Gupta, G. Sant, Can the compressive strength of concrete be estimated from knowledge of the mixture proportions?: new insights from statistical analysis and machine learning methods, Cem. Concr. Res. (2018).

[15] M.A. DeRousseau, J.R. Kasprzyk, W.V. Sruhar, Computational design optimization of concrete mixtures: a review, Cem. Concr. Res. 109 (2018) 42–53

[16] I.-C. Yeh, Optimization of concrete mix proportioning using flattened simplexcentroid mixture design and neural networks, Eng. Comput. 25 (179) (2009) 179–190.

[17] M. Pala, E. Özbay, A. Öztas, M.I. Yuce, Appraisal of long-term effects of fly ash and silica fume on compressive strength of concrete by neural networks, Constr. Build. Mater. 21 (2) (2007) 384–394.

[18] Y. Ayaz, A.F. Kocamaz, M.B. Karakoc, Modeling of compressive strength and UPV of high-volume mineral-admixed concrete using rule-based M5 rule and treemodel M5P classifiers, Constr. Build. Mater. 94 (2015) 235–240.

[19] Gesoğlu, M., Güneyisi, E., Özturan, T., Özbay, E. (2009). Modeling the mechanical properties of rubber-ized concretes by neural network and genetic programming. Materials and Structures, 43(1-2):31–45.

[20] Ling, H.; Qian, C.; Kang, W.; Liang, C.; Chen, H. Combination of support vector machine and K-fold cross validation to predict compressive strength of concrete in marine environment. Constr. Build. Mater. 2019, 206, 355–363.

[21] Baykasoglu A, Dereli T, Tanis S (2004) Prediction of cement strength using soft computing techniques. CemConcr Res 34:2083–2090

[22] Liang, C.; Qian, C.; Chen, H.; Kang, W. Prediction of compressive strength of concrete in wet-dry environment by BP artificial neural networks. Adv. Mater. Sci. Eng. 2018, 2018, 1–11

[23] Yeh, I.-Cheng. (2007). Concrete Compressive Strength. UCI Machine Learning Repository.

[24] A Deep Neural Network with an Integrated Reject Option By Yonatan Geifman, Ran El-Yaniv. 2019

[25] Abuodeh OR, Abdalla JA, Hawileh RA (2020) Assessment of compressive strength of ultra-high performance concrete using deep machine learning techniques.