

# Mô hình số dự đoán tải trọng tới hạn của các cấu kiện ống thép nhồi bê tông tiết diện chữ nhật

## ■ TS. LÊ TIẾN THỊNH

Trường Đại học Phenikaa; Viện Nghiên cứu và Công nghệ Phenikaa (PRATI)

## ■ NGUYỄN THẢO NGUYÊN; BÙI ANH TUẤN

Trường Đại học Phenikaa

## ■ TS. LÊ MINH VƯỢNG

Viện Mô hình hóa và Mô phỏng số đa cấp độ (MSME), Trường Đại học Paris-Est, Marne-la-Vallée, Cộng hòa Pháp

**TÓM TẮT:** Trong nghiên cứu này, một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network hay ANN) đã được đề xuất để dự đoán tải trọng tới hạn của các ống thép hình trụ nhồi bê tông (Concrete-Filled Steel Tube hay CFST). Với mục đích này, một cơ sở dữ liệu thí nghiệm bao gồm 422 bộ dữ liệu đã được xây dựng, tổng hợp từ các tài liệu đã công bố để sử dụng cho việc phát triển và kiểm chứng độ chính xác của mô hình ANN. Các biến trong cơ sở dữ liệu bao gồm các đặc tính hình học của cấu kiện và các đặc tính cơ học của các vật liệu cấu thành chúng, ví dụ như thép và bê tông. Hiệu suất của mô hình ANN được đánh giá bằng tiêu chí thống kê tiêu chuẩn sai số trung bình bậc hai (RMSE). Kết quả cho thấy, mô hình dự đoán số ANN có hiệu năng tốt với giá trị RMSE = 0,017 và 0,023 sử dụng lần lượt dữ liệu huấn luyện và dữ liệu kiểm chứng.

**TỪ KHÓA:** Ống thép hình trụ nhồi bê tông, mạng nơ-ron nhân tạo, tải trọng tới hạn, thuật toán tối ưu.

**ABSTRACT:** In this study, a model based on artificial neural network (ANN) was proposed to predict the ultimate load of rectangular concrete-filled steel tubes (CFST). To this aim, an experimental database consisting of 422 datasets was compiled from the available literature in order to be used for the development and validation of the ANN model. The variables in the database include the geometrical characteristics of the structural members and the mechanical properties of the constituent materials, such as steel and concrete. The performance of the ANN model was evaluated by standard statistical criteria such as root mean square error (RMSE). The results showed that the ANN model exhibits good performance with the value of RMSE = 0.017 and 0.023 using training and testing data, respectively.

**KEYWORDS:** Concrete-filled steel tubes, artificial neural network, ultimate load, optimization algorithm.

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Ngày nay, thép được ứng dụng rộng rãi cho các thành phần kết cấu trong các lĩnh vực xây dựng khác nhau như

dân dụng, công nghiệp, cầu... [1]. Tuy nhiên, kết cấu thép có nhược điểm là dễ bị ăn mòn và giá thành cao [2]. Ngoài ra, kết cấu ống thép dễ bị móp méo khi va đập. Tuy nhiên, việc gia cường bê tông vào ống thép đã (a) tăng cường khả năng chống ăn mòn của bề mặt bên trong ống thép, (b) giảm độ mảnh của các cấu kiện, (c) tăng độ ổn định cục bộ của thành ống, và (d) tăng khả năng chống biến dạng [3]. Cấu kiện thép có bê tông bên trong có nhiều ưu điểm và được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực [4]. Loại cấu trúc này được gọi là ống thép nhồi bê tông (CFST) [5] và ưu điểm của nó là cường độ/độ cứng cao, khả năng chịu tải dọc trục cao, tính năng dẻo tuyệt vời, ngoại hình hấp dẫn, khả năng chống cháy cao, khả năng hấp thụ năng lượng lớn và suy giảm cường độ thấp [5]. Do những ưu điểm này, CFST có thể được ứng dụng rộng rãi trong nhiều dạng kết cấu và các điều kiện làm việc khác nhau [6], chẳng hạn như trong các công trình cao tầng và cầu với vai trò là các bộ phận kết cấu: cột, sườn vòm, trụ, móng cầu, dè hay ngay cả ở những vùng có nguy cơ địa chấn cao [7].

Trong những năm qua, nhiều nghiên cứu về khả năng chịu tải và ứng xử của cột CFST đã được thực hiện. Cho đến nay, nhiều nghiên cứu thực nghiệm đã được thực hiện, tập trung vào các đặc tính cơ học của cột CFST chịu nén dọc trục. Trong Schneider et al. [8], 14 mẫu vật đã được sử dụng để đánh giá ảnh hưởng của độ dày thành và hình dạng ống thép lên độ bền tối ưu của cột làm từ vật liệu composite. Trong nghiên cứu này, các thông số bao gồm hình dạng của ống thép và tỷ lệ giữa chiều sâu và độ dày thành ống. Hơn nữa, kết quả thực nghiệm cho thấy rằng, các thông số kỹ thuật thiết kế hiện tại không đủ để dự đoán khả năng tải trọng dưới nhiều tiết diện cấu kiện khác nhau. Bên cạnh đó, mô phỏng số cũng đóng một vai trò quan trọng trong việc nghiên cứu ứng xử của các cột CFST khi chịu nén dọc trục. Ví dụ, Dai et al. [9] đã sử dụng mô hình phần tử hữu hạn (FE) phát triển thông qua phần mềm ABAQUS để mô phỏng các cột thép hình elip đổ bê tông chịu nén dọc trục. Choi và cộng sự [10] đã đề xuất một chương trình số để phân tích hoạt động của các cột thép nhồi bê tông và dự đoán các chế độ tương tác khác nhau giữa ống thép và bê tông khi chịu nén dọc trục. Trong thực nghiệm cũng như mô phỏng số, rất khó để xem xét tất cả các điều kiện phức tạp và đặc tính vật liệu, vì vậy các mô hình này chưa thể dự đoán hoạt động của các cấu kiện CFST trong điều kiện tải với mức độ

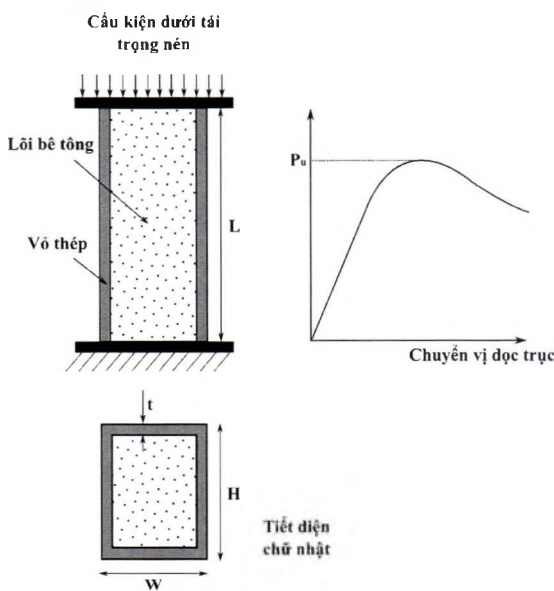
chính xác hợp lý [11]. Cho đến nay, chưa có phương pháp đề xuất nào ở trên được sử dụng rộng rãi do giới hạn về phạm vi ứng dụng. Do đó, một phương pháp mạnh mẽ và chính xác cần được phát triển để tính toán khả năng chịu tải tới hạn của cấu kiện CFST.

Trong nghiên cứu này, một phương pháp học máy sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo ANN được đề xuất để dự đoán lực tới hạn của ống thép nhồi bê tông tiết diện chữ nhật. Với mục đích này, một cơ sở dữ liệu gồm 422 mẫu thí nghiệm nén đã được thu thập từ các tài liệu có sẵn. Các biến trong cơ sở dữ liệu bao gồm các thông số hình học của các thành phần kết cấu cũng như các đặc tính cơ học của vật liệu cấu thành (tức là thép và bê tông). Số lượng dữ liệu cao như vậy cho phép thu được kết quả tin cậy trong việc huấn luyện và kiểm chứng mô hình. Hiệu suất của mô hình ANN đã được đánh giá và so sánh với các kỹ thuật tối ưu thông thường, chẳng hạn như LM, OSS, SCG, GDA và CGB.

**2. CƠ SỞ DỮ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP SỬ DỤNG**

**2.1. Cơ sở dữ liệu**

Trong nghiên cứu này, 422 thí nghiệm nén trên các cấu kiện CFST đã được thu thập từ các tài liệu khác nhau [12]. Các biến được tính đến là chiều cao của mặt cắt ngang (H), chiều rộng của mặt cắt ngang (W), chiều dày của ống thép (t), chiều dài của cột (L), ứng suất chảy của thép (fy), cường độ nén của bê tông (fc') và tải trọng tới hạn (Pu). Người đọc tham khảo Hình 2.1 để biết mô tả về hình học cấu kiện. Một giả thuyết được đưa ra đó là các khiếm khuyết hình học ban đầu và ứng suất dư là không đáng kể, so với các thông số hình học chính và tính chất cơ học của vật liệu cấu thành. Ngoài ra, không có cốt thép trong lõi bê tông cũng như trong ống.



Hình 2.1: Sơ đồ cột CFST chịu nén

**2.2. Phương pháp được sử dụng: Mạng nơ-ron nhân tạo**

Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là một mô hình tính toán toán học được lấy cảm hứng từ các mạng nơ-ron sinh học trong não người [13]. Theo quan niệm, ANN thể

hiện khả năng học hỏi từ dữ liệu được quan sát và sau đó đưa ra các dự đoán khái quát [14]. Mô hình này hiệu quả trong cả hai trường hợp hàm rời rạc và liên tục bằng cách ánh xạ các mối quan hệ giữa các biến đầu vào và biến đầu ra. Mô hình ANN bao gồm ba lớp tế bào thần kinh là lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Trong một kiến trúc như vậy, mỗi nút được liên kết với tất cả các nút trong lớp tiếp theo. Tuy nhiên, không có kết nối giữa các nút trên cùng một lớp. Số lượng nút trong lớp đầu vào là số lượng biến đầu vào, trong khi số lượng nút trong lớp đầu ra phụ thuộc vào các biến đầu ra của bài toán được xem xét. Thông tin về mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra được thể hiện bằng các tham số trọng số và độ chệch. Các trọng số và độ chệch này là mục tiêu của bài toán tối ưu hóa trong việc giảm thiểu sai số giữa dữ liệu quan sát và dữ liệu dự đoán.

Cấu trúc của một mô hình ANN bao gồm ba lớp: đầu vào (biến), lớp ẩn (lớp chức năng) và lớp đầu ra (kết quả của mạng). Các lớp này được kết nối với nhau bằng các nơ-ron tính toán nhân tạo, chúng sẽ tính toán các thông số trọng lượng của mô hình. Đối với bài toán có một thông số đầu ra, hàm phi tuyến sau được mô hình ANN tổng quát hóa:

$$f: X \in \mathbb{R}^n \rightarrow Y \in \mathbb{R}^1, \tag{1}$$

Trong đó: X - Vector đầu vào và Y là biến dự đoán. Hàm f có thể được trình bày đầy đủ như sau:

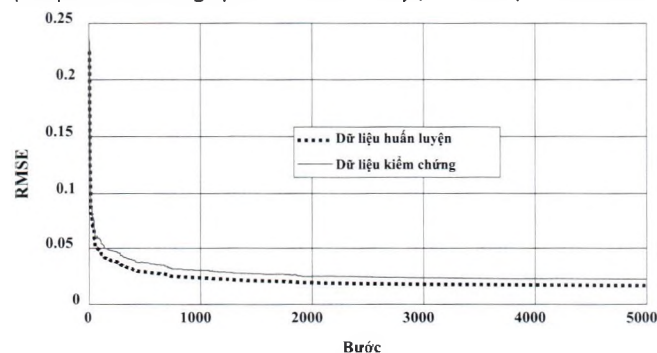
$$X \rightarrow f(X) = fo(M * (fh(b + W * X)) + b_o), \tag{2}$$

Trong đó: W, fh và b - Ma trận trọng số, hàm kích hoạt và vector thiên vị của lớp ẩn; M, fo và b\_o - Lần lượt là ma trận trọng số, hàm kích hoạt và vector thiên vị của lớp đầu ra.

**3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN**

**3.1. Tối ưu hóa các thông số của ANN**

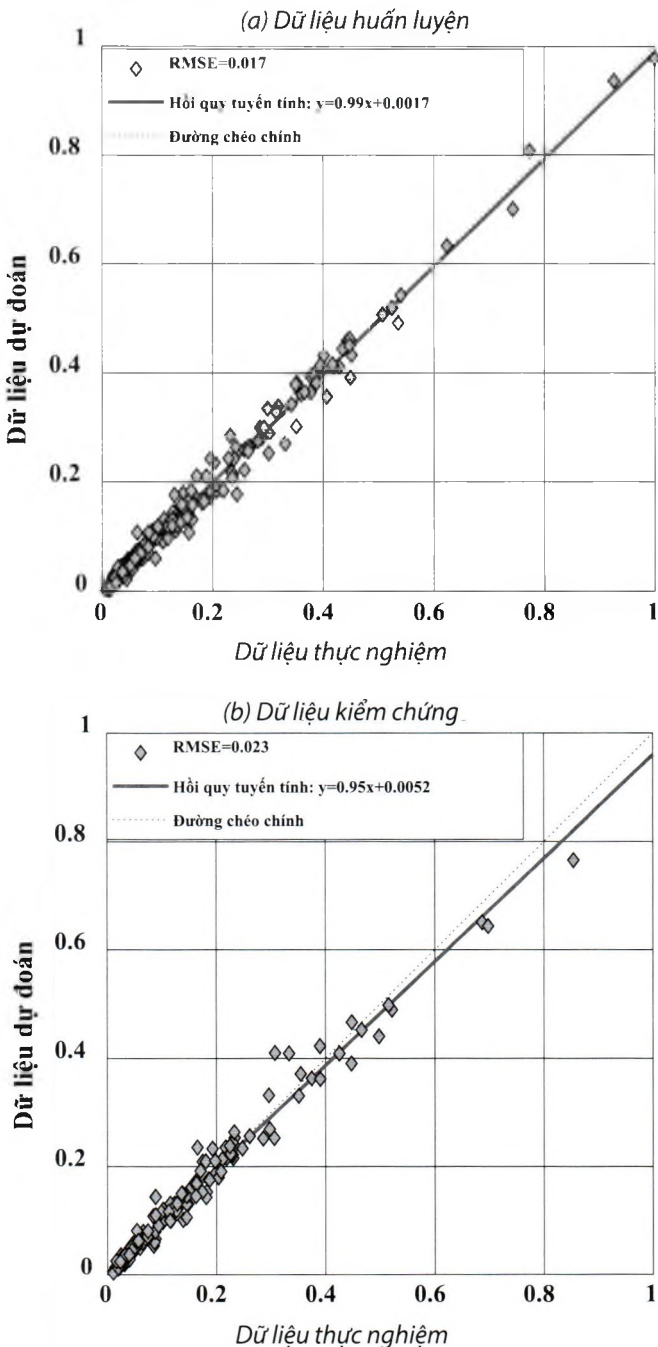
Trong phần này, các thông số của mô hình ANN đã được tối ưu, sử dụng dữ liệu huấn luyện (70% dữ liệu tổng). Tiêu chí đánh giá RMSE đã được sử dụng ở mỗi bước tối ưu. Hình 3.1 trình bày kết quả tiêu chí RMSE trong quá trình tối ưu, theo hàm của các bước tối ưu. Tối đa 5.000 bước tối ưu đã được sử dụng. Bên cạnh đó, quan sát thấy rằng RMSE sử dụng dữ liệu huấn luyện lẫn dữ liệu kiểm chứng đều cho kết quả tương đương nhau. Nhận xét này thấy rằng, không có hiện tượng huấn luyện quá mức (tức là các chỉ số hiệu suất của dữ liệu thử nghiệm đi sai hướng) xảy ra trong giai đoạn huấn luyện. Do đó, tính mạnh mẽ và hiệu quả của phương pháp tối ưu trong quá trình huấn luyện đã được đảm bảo.



Hình 3.1: Giá trị của RMSE trong quá trình tối ưu các thông số của mô hình ANN

**3.2. Khả năng dự đoán của ANN**

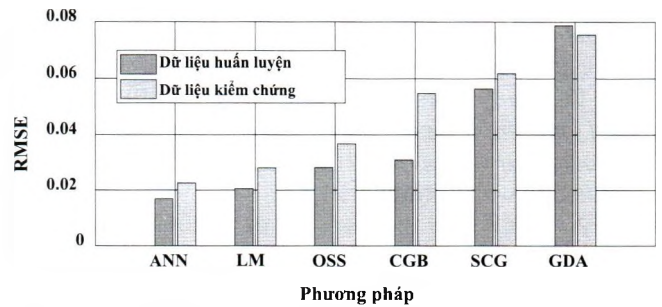
Hình 3.2a và 3.2b trình bày đồ thị hồi quy của mô hình ANN sử dụng lần lượt dữ liệu huấn luyện và dữ liệu kiểm chứng. Giá trị RMSE của mô hình ANN sử dụng dữ liệu huấn luyện là  $RMSE = 0,017$ , trong khi đó,  $RMSE = 0,023$  sử dụng dữ liệu kiểm chứng. Hơn nữa, phương trình hồi quy tuyến tính đơn giản cũng như đường chéo chính cũng đã được thể hiện trên Hình 3.2a và 3.2b, nhằm mục đích biểu thị hiệu năng của mô hình ANN. Có thể nhận thấy mô hình ANN cho kết quả dự đoán tốt so với kết quả thực nghiệm. Các điểm trên cả hai Hình 3.2a và 3.2b phân bố đều xung quanh đường chéo chính.



Hình 3.2: Đồ thị hồi quy của mô hình ANN sử dụng (a) dữ liệu huấn luyện và (b) dữ liệu kiểm chứng

**3.3. So sánh ANN với các mô hình khác**

Trong phần này, so sánh hiệu năng giữa ANN và các kỹ thuật học máy khác, chẳng hạn như LM, OSS, SCG, CGB và GDA được trình bày. Hình 3.3 xếp hạng hiệu năng của các phương pháp dựa trên giá trị của RMSE (theo thứ tự tăng dần). Có thể nhận thấy ở Hình 3.3, cho cả dữ liệu huấn luyện lẫn dữ liệu kiểm chứng, mô hình ANN mang lại kết quả tốt nhất (giá trị RMSE là nhỏ nhất). Điều này chứng minh hiệu năng của mô hình ANN so với các mô hình khác.



Hình 3.3: Biểu đồ so sánh hiệu năng giữa ANN và các mô hình khác

**4. KẾT LUẬN**

Mục tiêu chính của công trình này là giới thiệu một mô hình số để dự đoán tải trọng tới hạn của các ống thép nhồi bê tông tiết diện hình chữ nhật. Để đạt được mục tiêu này, một mô hình dựa trên ANN tối ưu các thông số đã được phát triển. Mô hình này có hiệu năng dự đoán tốt và tốt hơn so với các mô hình dự đoán khác, dựa trên giá trị của tiêu chí RMSE.

**Tài liệu tham khảo**

- [1]. Ali F, Nadjai A, Goodfellow N (2016), *Experimental and numerical study on the performance of hollow and concrete-filled elliptical steel columns subjected to severe fire*, Fire and Materials 40:635-652, <https://doi.org/10.1002/fam.2316>.
- [2]. Young B (2008), *Experimental and numerical investigation of high strength stainless steel structures*, Journal of Constructional Steel Research 64:1225-1230.
- [3]. School of Civil Engineering, The University of Sydney, Sydney, Australia, Li D, Uy B, et al (2018), *ANALYSIS OF CONCRETE-FILLED STEEL TUBES WITH HIGH-STRENGTH MATERIALS UNDER SUSTAINED LOADING*, The Hong Kong Institute of Steel Construction.
- [4]. Khanouki MMA, Ramli Sulong NH, Shariati M, Tahir MM (2016), *Investigation of through beam connection to concrete filled circular steel tube (CF CST) column*, Journal of Constructional Steel Research 121:144-162, <https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2016.01.002>.
- [5]. Giakoumelis G, Lam D (2004), *Axial capacity of circular concrete-filled tube columns*, Journal of Constructional Steel Research 60:1049-1068.
- [6]. Han L-H, Yang Y-F (2001), *Influence of concrete compaction on the behavior of concrete filled steel tubes with rectangular sections*, Advances in Structural Engineering 4:93-100.
- [7]. Tao Z, Song T-Y, Uy B, Han L-H (2016), *Bond behavior*

*in concrete-filled steel tubes*, Journal of Constructional Steel Research 120:81-93.

[8]. Schneider SP (1998), *Axially loaded concrete-filled steel tubes*, Journal of structural Engineering 124:1125-1138.

[9]. Dai X, Lam D (2010), *Numerical modelling of the axial compressive behaviour of short concrete-filled elliptical steel columns*, Journal of Constructional Steel Research 66:931-942.

[10]. Choi KK, Xiao Y (2009), *Analytical studies of concrete-filled circular steel tubes under axial compression*, Journal of structural engineering 136:565-573.

[11]. Sarir P, Shen S-L, Wang Z-F, et al (2019), *Optimum model for bearing capacity of concrete-steel columns with AI technology via incorporating the algorithms of IWO and ABC*, Engineering with Computers 1-11.

[12]. Sarir P, Chen J, Asteris PG, et al (2019), *Developing GEP tree-based, neuro-swarm, and whale optimization models for evaluation of bearing capacity of concrete-filled steel tube columns*, Engineering with Computers, <https://doi.org/10.1007/s00366-019-00808-y>.

[13]. Taormina R, Chau K, Sethi R (2012), *Artificial neural network simulation of hourly groundwater levels in a coastal aquifer system of the Venice lagoon*, Engineering Applications of Artificial Intelligence 25:1670-1676, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2012.02.009>.

[14]. Abambres M, Lantsoght EOL (2019), *ANN-Based Shear Capacity of Steel Fiber-Reinforced Concrete Beams without Stirrups*, Fibers 7:88, <https://doi.org/10.3390/fib7100088>.

**Ngày nhận bài: 15/6/2021**

**Ngày chấp nhận đăng: 03/7/2021**

**Người phản biện: TS. Nguyễn Văn Hải**

**TS. Trần Ngọc An**