

# ỨNG DỤNG MẠNG NƠON NHÂN TẠO VÀ GIẢI THUẬT PHÒNG TỰ NHIÊN TRONG TỐI ƯU HÓA KẾT CẤU KHUNG MÁY IN 3D BÊ TÔNG KÍCH THƯỚC LỚN DẠNG CÔNG TRỰC

Tạ Đức Hải<sup>1,\*</sup>, Phùng Văn Bình<sup>1</sup>, Phạm Đình Tùng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Khoa Hàng không vũ trụ, Trường Đại học Kỹ thuật Lê Quý Đôn

## Tóm tắt

Bài báo trình bày việc ứng dụng mạng nơon nhân tạo (ANN) trong tính toán và tối ưu hóa kết cấu khung máy in 3D bê tông. Mạng ANN theo cấu trúc 6-30-4 được xây dựng để dự đoán các giá trị chuyển vị  $u_x$ ,  $u_y$ ,  $u_z$  và tần số dao động riêng thứ nhất  $f_1$  của cụm trục di động theo 6 tham biến kích thước đầu vào. Khảo sát cho thấy mạng có hiệu năng dự đoán tốt, với sai số dự đoán  $u_x$ ,  $u_y$  nhỏ hơn 3%, và sai số của  $u_z$ ,  $f_1$  nhỏ hơn 5%. Mô hình ANN này đã được ứng dụng trong quá trình tối ưu hóa kết cấu khung máy in sử dụng giải thuật di truyền (GA). Kết quả so sánh cho thấy, việc sử dụng GA trực tiếp tương tác với chương trình tự động tính toán Ansys APDL-Matlab có thời gian tìm kiếm khoảng 240 ÷ 300 phút, trong khi đó việc kết hợp ANN-GA đã giúp giảm thời gian tìm kiếm phương án tối ưu còn 77 giây. Đặc biệt, việc tối ưu hóa đã được thực hiện trên miền không gian rời rạc theo kích thước của thép hộp tiêu chuẩn, thỏa mãn yêu cầu công nghệ chế tạo nên nó có thể sử dụng trực tiếp trong việc hoàn thiện thiết kế cơ khí máy in 3D bê tông.

**Từ khóa:** Máy in 3D bê tông; tối ưu hóa kết cấu; ANN; giải thuật phòng tự nhiên; giải thuật di truyền.

## 1. Đặt vấn đề

Những năm gần đây, sự phát triển của máy in 3D bê tông đã mang lại hiệu quả tích cực cho ngành xây dựng ở nhiều nước phát triển [1]. Trong số các cấu hình máy in 3D bê tông được sử dụng như dạng công trực, cánh tay rô bốt công nghiệp, dạng lai giữa rô bốt với xe tự hành và dạng rô bốt Delta song song, thì cấu hình công trực thường được nhiều hãng công nghệ lựa chọn hơn cả. Một số đặc điểm nổi bật của cấu hình máy in này là kết cấu đơn giản, dễ chế tạo và điều khiển, không gian làm việc lớn và có khả năng mở rộng để in các kết cấu có kích thước khác nhau [2].

Với đặc điểm của máy in 3D bê tông kích thước lớn là kết cấu cơ khí kích thước lớn, khối lượng lớn, có các trục chuyển động trong quá trình làm việc, thì việc tính toán, tối ưu hóa thiết kế kết cấu cơ khí khung máy là một bài toán quan trọng [3, 4]. Nhiệm vụ đặt ra là giảm thiểu khối lượng phần dịch chuyển đầu in mà vẫn đảm bảo độ chính xác của hệ thống.

\* Email: taduchai@lqdtu.edu.vn  
DOI: 10.56651/lqdtu.jst.v19.n02.717

Để thực hiện tối ưu hóa thiết kế khung máy in, nhóm tác giả đã đề xuất một cách tiếp cận được trình bày trong công trình [5]. Đầu tiên, mô đun tự động tính toán các tiêu chí và ràng buộc của kết cấu được xây dựng trên cơ sở lập trình phát triển các phần mềm CAE. Tiếp đó, giải thuật tối ưu được áp dụng nhằm tìm ra bộ tham số thiết kế tối ưu. Ưu điểm của cách tiếp cận này là có thể giải quyết được bài toán tối ưu hóa thiết kế đối với kết cấu phức tạp trong thực tế mà việc xây dựng mô hình toán giải tích là bất khả thi. Tuy nhiên, đối với các kết cấu kích thước lớn, phức tạp, cần áp dụng nhiều kiểu phân tích khác nhau, việc tương tác trực tiếp giải thuật tối ưu hóa với các mô đun tính toán tự động ở từng bước tính toán tối ưu dẫn đến thời gian tìm kiếm có thể lên đến vài ngày, hoặc lâu hơn, thậm chí là không khả thi trong thực tế.

Để xử lý vấn đề nêu trên, trong bài báo này, một cách tiếp cận mới được nhóm tác giả phát triển. Theo đó, mô hình ANN [6-11] sẽ được xây dựng (đóng vai trò như mô hình tương đương) để tính toán xấp xỉ các tiêu chí, ràng buộc thay cho việc sử dụng trực tiếp các mô đun tính toán tự động FEA. Sau khi huấn luyện, các mô hình ANN có thể đưa ra kết quả tính toán với độ chính xác chấp nhận được và nhanh hơn nhiều so với việc tính toán thông qua các mô đun tính toán tự động trên phần mềm CAE. Trên cơ sở mô hình tương đương này, giải thuật mô phỏng tự nhiên sẽ được áp dụng để tìm kiếm phương án tối ưu cho cụm trục di động của máy in. Thuật toán điển hình trong số đó được lựa chọn là giải thuật về phỏng sinh học GA [4]. Cách tiếp cận mới được đề xuất sẽ rút ngắn đáng kể thời gian tìm kiếm lời giải tối ưu.

Ở các phần tiếp theo của bài báo, mô hình toán của cụm trục di động khung máy sẽ được trình bày tại Mục 2, quá trình xây dựng mạng ANN được trình bày ở Mục 3 và quá trình tìm kiếm phương án thiết kế tối ưu cho máy in sẽ được trình bày cụ thể ở Mục 4.

## **2. Mô tả bài toán tối ưu hóa kết cấu khung máy**

Trong số các cấu hình máy in 3D bê tông phổ biến, cấu hình công trục thường được nhiều hãng công nghệ lựa chọn nhờ những ưu điểm như kết cấu đơn giản, dễ chế tạo, không gian làm việc lớn, có khả năng mở rộng kết cấu theo các chiều và hệ điều khiển đơn giản. Do đó, công trình này tập trung vào khung máy in dạng công trục (Hình 1).

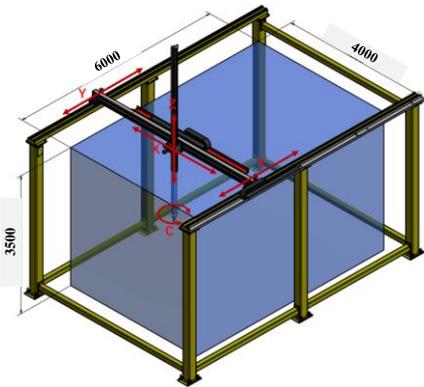
### **2.1. Mô tả kết cấu khung máy in 3D**

Một số yêu cầu kỹ thuật cơ bản của máy in 3D bê tông kích thước lớn được xác định như sau [5]:

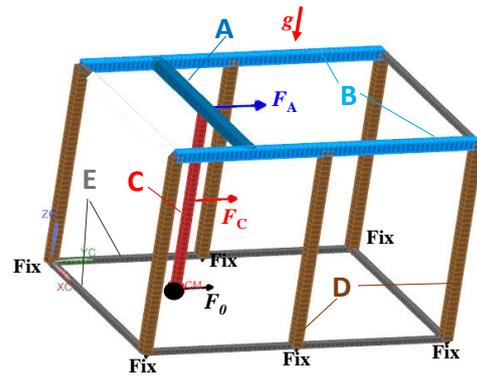
- Kích thước vùng tạo hình là  $6000 \times 4000 \times 3500 \text{ mm}^3$ .
- Vận tốc chuyển động của đầu in  $V$  trong khoảng  $0 \div 20 \text{ m/phút}$ .

- Sai số của đầu in cần đảm bảo trong khoảng  $\pm 5$  mm theo phương X, Y và  $\pm 2$  mm theo phương Z.

Kết cấu khung máy in được lựa chọn là dạng cổng trục, được chế tạo từ thép hộp tiêu chuẩn, ghép với nhau bằng phương pháp hàn. Hành trình lớn nhất của các trục X, Y, Z tương ứng là 4000 mm, 6000 mm và 3500 mm. Các chân máy được cố định trực tiếp xuống nền công trình, đảm bảo cứng vững trong quá trình làm việc. Máy in sử dụng bộ truyền bánh răng thanh răng cho tất cả các trục truyền động X, Y, Z. Giả thiết rằng trọng tâm các động cơ dẫn động nằm trên đường trung hòa của các dầm. Trục Z mang đầu in với khối lượng  $m_0 \approx 30$  kg.



Hình 1. Cấu hình của khung máy in 3D.



Hình 2. Mô hình tính toán khung máy.

Phương pháp phần tử hữu hạn sẽ được sử dụng để tính toán kết cấu khung máy in (Hình 2). Khung máy được mô hình hóa bởi các dầm A, B, C, D, E, trong đó A, B, C tương ứng với các trục X, Y, Z. Ở bước thiết kế sơ bộ, các tham số kích thước sẽ được lựa chọn theo tiêu chuẩn của thép hộp dựa vào kinh nghiệm (phương án  $V_0$ ) như thể hiện trên Bảng 1. Mô đun đàn hồi của thép  $E = 210 \times 10^9$  MPa, hệ số Poisson  $\nu = 0,3$ .

Bảng 1. Kích thước mặt cắt dầm được lựa chọn theo thép hộp tiêu chuẩn  $b \times h \times t$  (mm)

Dải giá trị kích thước của mặt cắt thép hộp tiêu chuẩn (mm)				
Dải độ rộng: $\mathbf{b} = \{60; 75; 80; 90; 100; 125; 150; 175; 200; 250; 300\}$ Dải độ cao: $\mathbf{h} = \{60; 75; 80; 90; 100; 125; 150; 175; 200; 250; 300\}$ Dải độ dày: $\mathbf{t} = \{1,8; 2,0; 2,5; 2,8; 3,0; 3,2; 3,5; 3,8; 4,0; 4,5; 5; 6; 9; 12\}$				
Kích thước mặt cắt dầm được lựa chọn (phương án thiết kế sơ bộ $V_0$ )				
Dầm A ( $b_A \times h_A \times t_A$ )	Dầm B ( $b_B \times h_B \times t_B$ )	Dầm C ( $b_C \times h_C \times t_C$ )	Dầm D ( $b_D \times h_D \times t_D$ )	Dầm E ( $b_E \times h_E \times t_E$ )
200 × 200 × 12	300 × 300 × 12	200 × 200 × 12	300 × 300 × 12	150 × 150 × 12

Theo yêu cầu thiết kế, tốc độ chuyển động tối đa của đầu in theo phương ngang cần đạt là  $V_{max} = 20 \text{ m/phút} = 0,333 \text{ m/s}$ . Giả sử sau  $\Delta t = 0,1 \text{ s}$  đầu in chuyển động biến đổi đều và đạt được vận tốc  $V_{max} = 0,333 \text{ m/s}$ , khi đó, gia tốc tối đa của đầu in sẽ là  $a_{max} = 3,33 \text{ m/s}^2$ . Trong mô hình tính toán, chúng ta sẽ xét một trường hợp điển hình là cụm trục di động di chuyển theo phương Y, khi đó các lực quán tính tác dụng vào cụm di động sẽ được tính xấp xỉ theo giá trị gia tốc lớn nhất  $a_{max}$  như sau:

$$F_0 = m_0 a_{max} \quad (1)$$

$$F_A = m_A a_{max} \quad (2)$$

$$F_C = m_C a_{max} \quad (3)$$

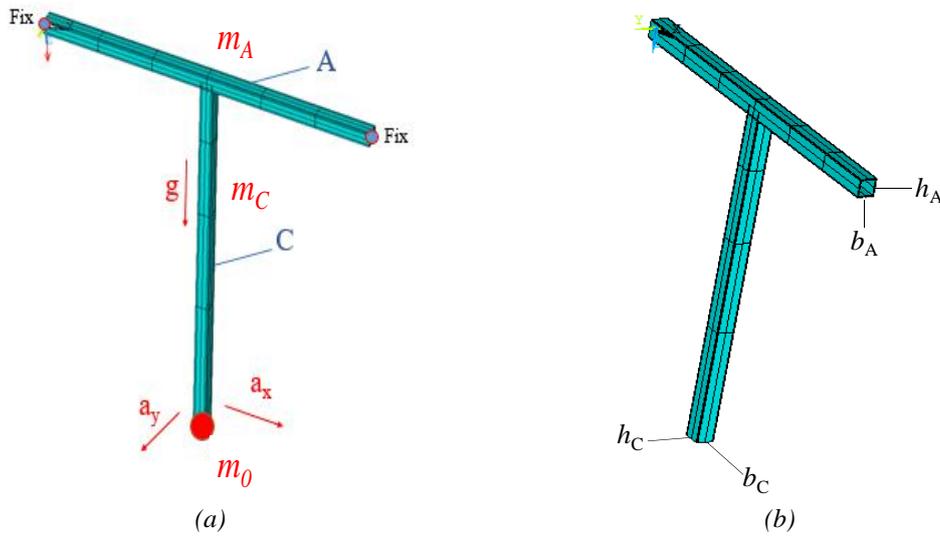
với  $m_0 = 30 \text{ kg}$ ,  $m_A = 296,7 \text{ kg}$ ,  $m_C = 261,4 \text{ kg}$  thì  $F_0 = 99,9 \text{ N}$ ,  $F_A = 979,1 \text{ N}$ ,  $F_C = 862,6 \text{ N}$ . Ngoài ra, hệ còn chịu lực tác dụng của lực trọng trường.

Tính toán sơ bộ của khung máy in với các điều kiện tải trọng mô tả ở trên cho thấy, ứng suất lớn nhất trên khung dầm nhỏ hơn nhiều so với giới hạn bền của thép [5], tuy nhiên, chuyển vị của các vị trí trên khung máy là đáng kể so với giá trị sai số yêu cầu của đầu in. Đặc biệt, chuyển vị của các điểm trên cụm trục X và Z (dầm A và C) lớn hơn nhiều chuyển vị trên các vị trí còn lại. Do đó, việc tính toán, tối ưu hóa các tham số kết cấu sẽ được tập trung thực hiện cho cụm trục X và Z (cụm di động) với các ràng buộc về chuyển vị cho phép.

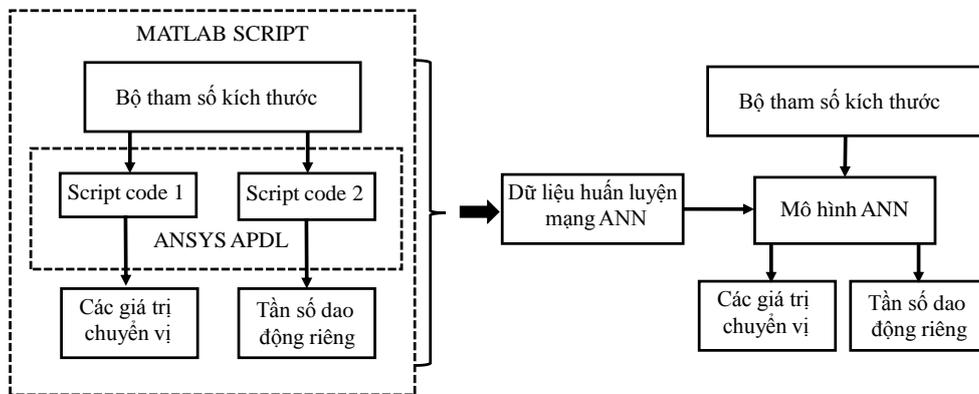
## 2.2. Mô hình toán tối ưu hóa kết cấu cụm trục di động

### a) Phương pháp tính toán kết cấu khung máy

Để tính toán kết cấu cụm di động, phương pháp phần tử hữu hạn sẽ được sử dụng. Cụm di động được mô hình hóa bởi các phần tử dầm BEAM189 trong môi trường Ansys APDL (Hình 3a). Cụm được mô hình hóa bởi các dầm A, C, tương ứng với các trục X, Z. Mô hình được xây dựng tương ứng với trạng thái mà sai số vị trí của đầu in do biến dạng đàn hồi của các dầm A và C có thể đạt giá trị lớn nhất, khi động cơ trục X ở giữa hành trình và đầu in trên trục Z ở điểm thấp nhất. Mô hình cụm trục di động ở trạng thái tĩnh dưới tác dụng của hệ lực quán tính sẽ được sử dụng nhằm đơn giản quá trình tính toán. Hai đầu mút của dầm A coi như được ngàm cố định. Chuyển động của cụm di động được thay thế bằng các trường gia tốc  $a_x$  và  $a_y$ . Đầu in được mô hình hóa bởi vật nặng khối lượng  $m_0$  ở vị trí đầu mút dưới của dầm C. Ký hiệu kích thước mặt cắt dầm A, C được thể hiện như trên Hình 3b.



Hình 3. Mô hình tính toán cụm di động  
 a) Điều kiện biên và tải trọng; b) Chú thích kích thước mặt cắt.



Hình 4. Các mô đun tính toán tự động trên Matlab-Ansys APDL.

Nhằm rút ngắn thời gian tính toán khảo sát, các mô đun tính toán tự động ở dạng tệp Script để tính toán chuyển vị và tần số dao động riêng của kết cấu đã được thiết lập trên ngôn ngữ Ansys APDL tích hợp với Matlab (Hình 4), gồm có mô đun tính toán chuyển vị  $x, y, z$  ở vị trí đầu in, và tần số dao động riêng của hệ [5]. Nhờ vậy, các đặc tính kết cấu này đã được tính toán, khảo sát tự động. Các thông số đầu vào thay đổi trong mô hình tính toán cụm di động là kích thước của dầm A và dầm C. Kết quả tính toán của chương trình Matlab-Ansys APDL là cơ sở để tạo bộ dữ liệu huấn luyện mạng neuron nhân tạo (ANN). Sau khi huấn luyện, mô hình ANN sẽ được sử dụng để thay thế cho mô hình tính toán ban đầu, nhằm tăng tốc độ tính toán trong quá trình tối ưu hóa. Quá trình lựa chọn và huấn luyện mạng ANN sẽ được nhóm tác giả trình bày ở Mục 3.

**b) Mô hình toán tối ưu hóa kết cấu cụm trục di động**

Sáu tham số thiết kế là các kích thước mặt cắt  $b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C$  (mm) của dầm A và C được lựa chọn là các tham số của mô hình tối ưu hóa. Khối lượng của đầu in được coi là không đổi  $m_0$ . Trong quá trình tìm kiếm lời giải tối ưu, các giá trị  $b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C$  là các giá trị rời rạc thuộc các tập  $\mathbf{b}, \mathbf{h}$  và  $\mathbf{t}$  như trong Bảng 1. Sau quá trình tính toán tối ưu hóa, dựa trên kết quả thu được, tham số thiết kế thực tế sẽ được lựa chọn.

$$b_A, b_C \in \mathbf{b}; h_A, h_C \in \mathbf{h}; t_A, t_C \in \mathbf{t}. \tag{4}$$

Trong mô hình này, điều kiện ràng buộc được mô tả ở hệ (5) và được tính toán theo các tham số kích thước mặt cắt nhờ mô hình ANN sau khi đã huấn luyện,

$$\begin{cases} u_X = |g_X(b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C)| \leq 2 \text{ (mm)}; \\ u_Y = |g_Y(b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C)| \leq 2 \text{ (mm)}; \\ u_Z = |g_Z(b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C)| \leq 1 \text{ (mm)}; \\ f_1 = g_f(b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C) \geq 6 \text{ (Hz)}; \end{cases} \tag{5}$$

Hàm mục tiêu là tổng khối lượng  $m_A$  và  $m_C$  của các dầm A, C. Các tham số thiết kế cần lựa chọn theo tiêu chí khối lượng  $m = m_A + m_C$  nhỏ nhất:

$$m = [b_A h_A - (b_A - 2t_A)(h_A - 2t_A)]l_A \rho + [b_C h_C - (b_C - 2t_C)(h_C - 2t_C)]l_C \rho \rightarrow \min \tag{6}$$

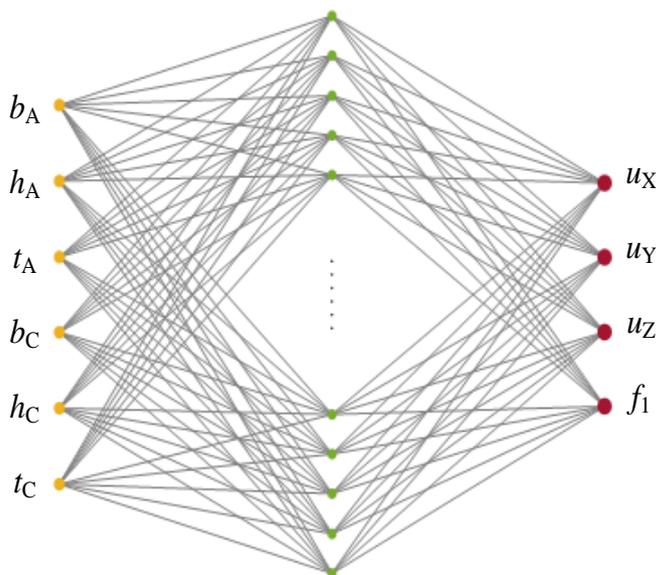
trong đó:  $l_A = 4$  m và  $l_C = 3,7$  m tương ứng là độ dài các dầm A và C,  $\rho = 7800$  kg/m<sup>3</sup> là khối lượng riêng của vật liệu (thép).

### 3. Xây dựng mô hình ANN dự đoán các đặc tính kết cấu khung máy

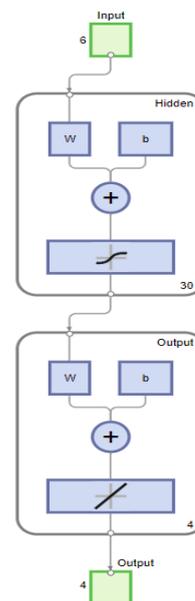
#### 3.1. Xây dựng mô hình ANN

Mạng nơron nhân tạo là một công cụ mạnh để giải quyết các bài toán có tính phi tuyến, mối quan hệ giữa các thông số không dễ thiết lập một cách tường minh bằng mô hình vật lý. ANN mô tả mối quan hệ giữa dữ liệu đầu vào và đầu ra bằng cách sử dụng tập hợp các hàm phi tuyến. Nó có ưu điểm đáng kể trong xử lý dữ liệu, tốc độ giải nhanh với độ chính xác đảm bảo. Tuy nhiên, lựa chọn cấu trúc tối ưu cho mạng nơron là một bài toán đầy thách thức. Thuật ngữ “cấu trúc” ở đây nhằm ám chỉ số lượng lớp ẩn trong mạng và số lượng nơron ở mỗi lớp ẩn. Cho đến nay, bước lựa chọn này thường là quy trình thử sai và cần phải lặp đi lặp lại nhiều lần [6-9]. Trong phần này, nhóm tác giả sử dụng mạng nơron FFN (*Feed-Forward Network*) với một lớp ẩn để tính toán xấp xỉ đáp ứng của kết cấu khung máy in 3D bao gồm các giá trị chuyển vị và tần số dao động riêng thay cho chương trình Matlab-Ansys APDL như được mô tả ở Mục 2.2.a. Để huấn

luyện mạng, giải thuật lan truyền ngược (*Backpropagation algorithm*) đã được lựa chọn. Quá trình huấn luyện mạng nơron cần chuẩn bị một tập dữ liệu huấn luyện (bao gồm dữ liệu đầu vào và đầu ra). Cấu trúc của dữ liệu và tính đồng nhất của tập huấn luyện cũng là yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến độ chính xác của mạng nơron [10-11]. Quá trình huấn luyện mạng nơron là quá trình tối ưu hóa trọng số để đưa sai số MSE (*Mean Square Error*) về giá trị nhỏ nhất. Hình 5 mô tả cấu trúc mạng FFN với thông số đầu vào là 6 biến:  $b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C$ ; kế tiếp là lớp ẩn, cuối cùng là đầu ra của mạng ANN (3 tham số chuyển vị  $u_X, u_Y, u_Z$  và tần số dao động riêng  $f_1$ ). Dữ liệu huấn luyện mạng ANN được lấy từ chương trình tính toán Matlab-Ansys APDL với  $4^6 = 4096$  bộ giá trị. Để chuẩn bị bộ dữ liệu huấn luyện này, nhóm tác giả căn cứ vào giá trị cận trên và cận dưới của 6 tham số chọn ra trên đó 4 mức giá trị cách đều nhau. Các mức giá trị này được lựa chọn không căn cứ vào kích thước thực tế của thép tiêu chuẩn. Bộ tổ hợp các giá trị trên của 6 tham số được đưa vào chương trình Matlab-Ansys APDL tính toán và cho các đầu ra mong muốn. Vấn đề này được giải quyết dựa vào chương trình tính với 6 vòng lặp. Bộ giá trị này sau đó được chuẩn hóa (*min-max normalization*) để tránh sự sai khác giữa biên độ của các đầu vào cũng như đảm bảo quy mô nhất quán của dữ liệu.



Hình 5. Cấu trúc mạng FFN với 6 đầu vào và 4 đầu ra.



Hình 6. Mạng FFN trên phần mềm Matlab.

### 3.2. Kết quả tính toán của mạng nơron

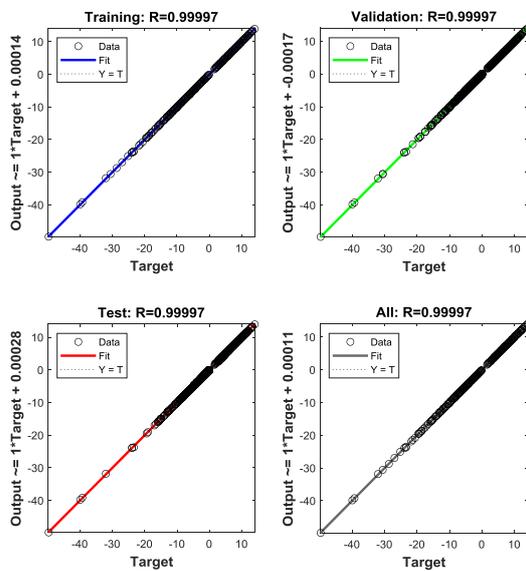
Mạng FFN được khởi tạo với giải thuật lan truyền ngược trên phần mềm Matlab, hàm kích hoạt được lựa chọn là hàm *Hyperbolic tangent sigmoid* (*tansig*) và hàm *Linear*

(*purelin*). Dữ liệu huấn luyện mạng được chia theo tỉ lệ: Tập huấn luyện (*training set*) chiếm 70%, tập kiểm định (*validation set*) chiếm 15% và tập thử nghiệm (*test set*) chiếm 15%. Quá trình lựa chọn số nơron ở lớp ẩn là quá trình thử sai, căn cứ vào giá trị MSE. MSE được tính theo công thức (7):

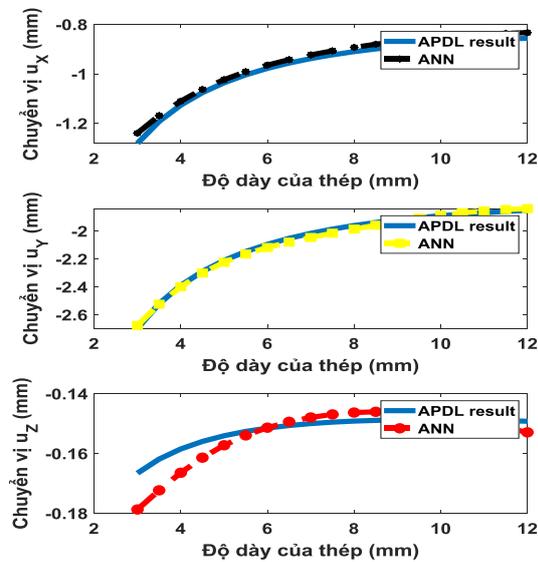
$$MSE = \left( \frac{1}{NQ} \sum_{m=1}^Q \sum_{n=1}^N |d_n(m) - y_n(m)|^2 \right) \quad (7)$$

trong đó:  $N$  - số lượng đầu ra,  $Q$  - số lượng dữ liệu huấn luyện mạng,  $d$  - đầu ra mong muốn,  $y$  - đầu ra của mạng nơron.

Số lượng nơron ở lớp ẩn được lựa chọn là 30 nơron (Hình 6). Hình 7 cho thấy quá trình huấn luyện, kiểm định, tính thử nghiệm đạt độ chính xác cao với hệ số tương quan trên 99%.

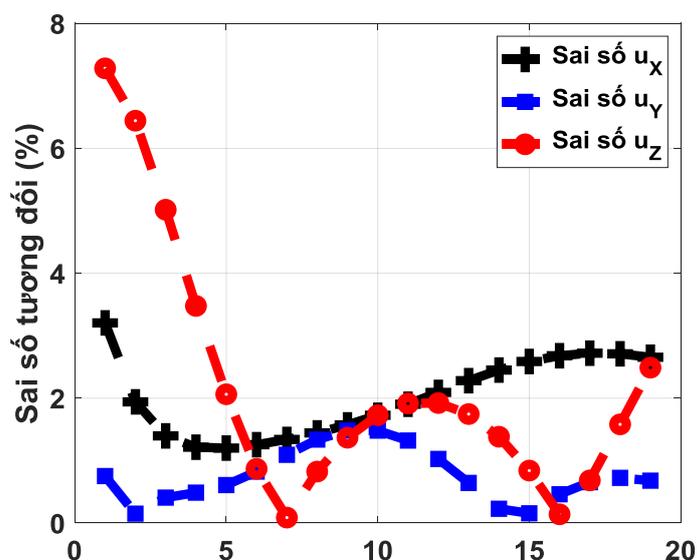


Hình 7. Kết quả huấn luyện mạng FFN 6 đầu vào và 4 đầu ra.



Hình 8. Kết quả dự đoán chuyển vị bằng chương trình Ansys APDL và ANN.

Để thấy rõ hơn hiệu quả của việc sử dụng mạng nơron trong bài toán dự đoán đặc tính kết cấu khung máy, nhóm tác giả tiếp tục sử dụng mạng ANN đã được huấn luyện kể trên dự đoán chuyển vị của đầu in với đầu vào thay đổi được lựa chọn như sau:  $b_A = 200$  mm,  $h_A = 200$  mm,  $b_C = 200$  mm,  $h_C = 200$  mm,  $t_A = t_C$  nhận các giá trị từ 3 mm đến 12 mm với bước thay đổi là 0,5 mm. Kết quả dự đoán chuyển vị của đầu in được thể hiện như Hình 8.



Hình 9. Sai số tương đối giữa hai mô hình Ansys APDL và mạng ANN.

Sai số tương đối của hai mô hình tính toán được biểu diễn như trên Hình 9, giá trị sai số cơ bản là dưới 5%, thậm chí sai số của dự đoán chuyển vị theo trục X và Y nhỏ hơn 3%. Kết quả này cho thấy mô hình mạng ANN làm việc hiệu quả và có thể thay thế cho chương trình tính toán trên phần mềm Matlab-Ansys APDL. Điều này có ý nghĩa rất lớn trong bài toán tối ưu hóa tham số kích thước của cụm di động khi thời gian dự đoán của ANN là rất nhanh so với chương trình tính toán bằng Matlab-Ansys APDL.

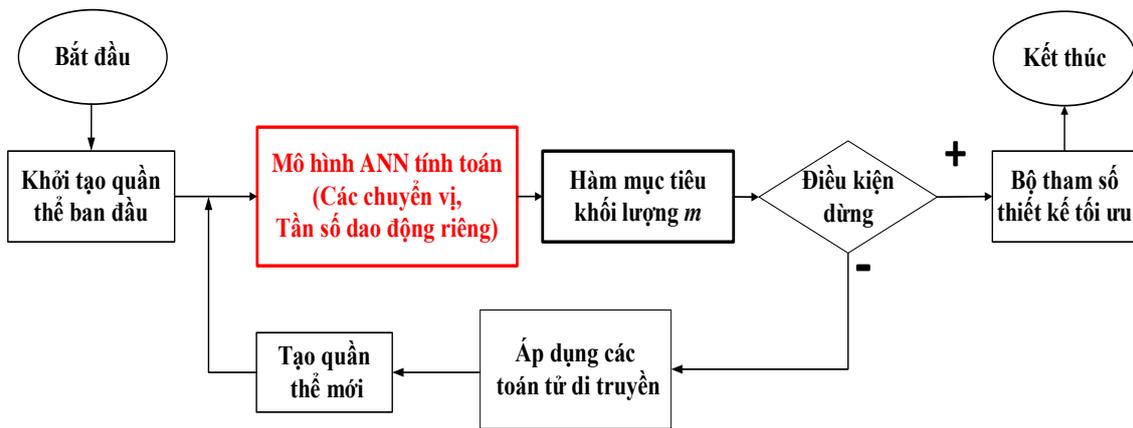
#### 4. Phương pháp lựa chọn tham số kích thước cụm di động máy in 3D

Trong các bài toán tìm kiếm lời giải tối ưu, các thuật toán phỏng tự nhiên thường được lựa chọn nhờ những ưu điểm của chúng. Điển hình trong số đó là các giải thuật về phỏng sinh học và phỏng vật lý - hóa học. Các giải thuật phỏng sinh học phổ biến có thể kể đến như thuật toán *Cuckoo search*, thuật toán bầy đàn (*Particle swarm*), giải thuật di truyền GA,... [4, 12]. Đối với các giải thuật phỏng vật lý - hóa học có thể kể đến thuật toán Harmony search, thuật toán mô phỏng luyện kim SA [13],... Trong nghiên cứu này, giải thuật di truyền GA được lựa chọn để tìm tham số thiết kế tối ưu cho cụm trục di động của máy trên miền không gian rời rạc.

##### 4.1. Phương pháp giải bài toán tối ưu sử dụng ANN và giải thuật di truyền GA

Có thể thấy rằng, ở bài toán tối ưu hóa thiết kế cụm trục di động máy in, nhiều phương án thiết kế khác nhau cần được khảo sát trong một miền không gian rời rạc lớn

của 6 tham số thiết kế. Bên cạnh đó, mối liên hệ giữa các giá trị chuyển vị  $u_x, u_y, u_z$  và tần số dao động riêng thứ nhất  $f_1$  (được sử dụng ở điều kiện ràng buộc) với các tham số thiết kế là phi tuyến và khó có thể tìm được liên hệ giải tích. Để tìm phương án thiết kế tối ưu cho cụm trục di động, giải thuật di truyền sẽ được áp dụng [12]. Khi sử dụng giải thuật di truyền, các tham số được đánh giá như nhau, kết quả tìm ra được là sự phối hợp ngẫu nhiên giữa các tham số để tìm được kết quả tốt nhất. Trong quá trình tính toán, rất nhiều bộ tham số trên miền không gian rời rạc sẽ được chọn một cách ngẫu nhiên, những bộ tham số có kết quả không tốt sẽ bị loại bỏ, ngược lại những bộ tham số đạt được kết quả tốt được giữ lại để cải thiện kết quả đạt được.



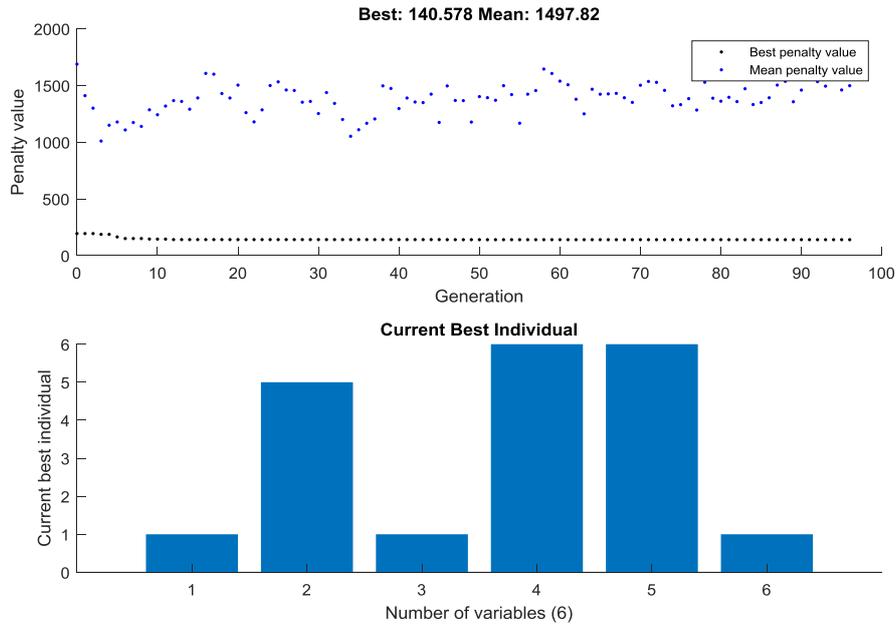
Hình 10. Sơ đồ tìm kiếm bộ tham số thiết kế tối ưu sử dụng mô hình ANN và thuật toán GA.

Quy trình tối ưu hóa cụm trục di động nhờ thuật toán di truyền như thể hiện trên Hình 10. Mô hình ANN đã được huấn luyện để tính toán chuyển vị và tần số dao động riêng được kết nối với chương trình tìm kiếm tối ưu. Đầu tiên, một quần thể (một bộ các phương án thiết kế khác nhau) sẽ được khởi tạo ngẫu nhiên. Quá trình khởi tạo ngẫu nhiên quần thể thực chất là quá trình khởi tạo ngẫu nhiên bộ chỉ số (các chỉ số nhận giá trị ngẫu nhiên từ 1 đến  $N$  với  $N$  là số lượng phần tử của tập  $\mathbf{b}$ ,  $\mathbf{h}$  và  $\mathbf{t}$  như trong Bảng 1), sau đó, các chỉ số ngẫu nhiên sẽ trở đến một phần tử có vị trí tương ứng trong tập tham số. Trong nghiên cứu này, số lượng cá thể trong quần thể được lựa chọn là 50. Tiếp đó, các giá trị chuyển vị  $u_x, u_y, u_z$ , tần số dao động riêng  $f_1$  sẽ được xác định nhờ mô hình ANN được huấn luyện. Với các bộ tham số ( $b_A, h_A, t_A, b_C, h_C, t_C$ ) tương ứng với các giá trị chuyển vị  $u_x, u_y, u_z$  và tần số dao động riêng  $f_1$  thỏa mãn với điều kiện ràng buộc (5), thì hàm mục tiêu khối lượng  $m$  sẽ được tính

toán theo công thức (6), ngược lại thì gán cho  $m$  một giá trị đủ lớn nhằm loại bỏ bộ tham số này. Sau đó, các bước chọn lọc, lai tạo và đột biến sẽ được thực hiện để tạo ra quần thể mới để có thể đưa ra giá trị hàm mục tiêu  $m$  tốt hơn. Tiếp theo, quá trình tính toán, đánh giá lại được thực hiện đối với quần thể mới được tạo ra. Quá trình được lặp lại như vậy cho đến khi chương trình đáp ứng điều kiện dừng. Điều kiện dừng của giải thuật GA đạt được căn cứ vào sự thay đổi của hàm mục tiêu sau mỗi thế hệ, nếu thay đổi này nhỏ hơn một sai số xác định thì giải thuật kết thúc. Hoặc khi giải thuật đạt đến số vòng lặp tối đa tức là đạt được số thế hệ cực đại, chương trình sẽ dừng tính toán và đưa ra kết quả. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả lựa chọn sai số cho sự thay đổi của hàm mục tiêu là  $10^{-7}$  và số thế hệ cực đại là 100.

#### 4.2. Kết quả và thảo luận

Quá trình tìm kiếm tối ưu sử dụng mô hình ANN và thuật toán GA được thể hiện trên Hình 11. Kết quả được hội tụ sau khoảng 10 thế hệ, và dừng lại khi đạt đến thế hệ 96. Hàm mục tiêu  $m$  (Fitness Value) đạt giá trị tốt nhất (Best) là 140,578 kg, với bộ tham số tối ưu (Current Best Individual - phương án tối ưu theo tính toán ( $V_{1\_ANNGA}$ )) thu được bộ chỉ số  $\{1; 5; 1; 6; 6; 1\}$  tương ứng giá trị  $b_A \times h_A \times t_A$  là  $200 \times 100 \times 3$  (mm) và  $b_C \times h_C \times t_C$  là  $250 \times 250 \times 3$  (mm) (Bảng 1). Việc tính toán kiểm nghiệm được thực hiện đối với phương án tối ưu tính toán  $V_{1\_ANNGA}$  trên môi trường Ansys APDL, kết quả tính toán được minh họa ở Bảng 2. Theo công trình [5] của nhóm tác giả đã công bố, kết quả tối ưu được tìm ra nhờ GA kết hợp trực tiếp với chương trình tính toán Matlab-Ansys APDL (phương án  $V_1$ , Bảng 2) với thời gian tìm kiếm là  $240 \div 300$  phút (trên máy tính trạm có cấu hình Intel® Core™ i7-12700, 12 nhân 20 luồng). Trong khi đó, phương án tối ưu theo tính toán tìm ra  $V_{1\_ANNGA}$  có các giá trị chuyên vị, tần số dao động riêng thỏa mãn các điều kiện ràng buộc (5) và hàm mục tiêu khối lượng tương ứng lần lượt là 140,578 (tìm kiếm sau 77 s). Phương án  $V_1$ ,  $V_{1\_ANNGA}$  có khối lượng so với khối lượng ở phương án thiết kế sơ bộ ban đầu  $V_0$  giảm tương ứng là 73,03%, 74,81%. Kết quả tính toán, so sánh ở Bảng 2 đã chứng tỏ hiệu quả rõ rệt của cách tiếp cận mới được đề xuất, đặc biệt là về việc rút ngắn thời gian tìm kiếm. Nghiệm tối ưu được tìm kiếm trên miền không gian rời rạc cho kết quả chính xác, do đó không cần phải so sánh lựa chọn lại với bảng thép hợp tiêu chuẩn như trong [5].



Hình 11. Kết quả tối ưu hóa tham số thiết kế nhờ mô hình ANN và GA.

Bảng 2. So sánh các thông số thiết kế trước và sau khi tối ưu hóa

Phương án (PA)	PA tối ưu theo tính toán ( $V_1$ ) sử dụng Ansys APDL-GA	PA tối ưu theo tính toán ( $V_{L\_ANNGA}$ ) sử dụng ANN-GA
Thông số		
Mặt cắt trục X ( $b_A \times h_A \times t_A$ , mm)	196 × 116 × 4	200 × 100 × 3
Mặt cắt trục Z (mm) ( $b_C \times h_C \times t_C$ , mm)	251 × 235 × 3	250 × 250 × 3
$u_X$ (mm)	1,10	1,2
$u_Y$ (mm)	2,00	1,9
$u_Z$ (mm)	0,14	0,098
$f_1$ (Hz)	7,2	7,37
Khối lượng (kg)	150,5	140,578
Khối lượng giảm so với PA $V_0$ (%)	73,03	74,81
Thời gian tìm kiếm	240 ÷ 300 phút	77 giây

## 5. Kết luận

Trong bài báo này, việc ứng dụng mạng nơron nhân tạo (ANN) trong tính toán và tối ưu hóa kết cấu khung máy in 3D bê tông dạng công kích thước lớn đã được trình bày. Đầu tiên, mô hình tính toán khung máy in 3D và mô hình toán tối ưu hóa cụm trục di động của khung máy được mô tả. Tiếp theo, một chương trình tính toán chuyển vị và tần số dao động riêng của hệ được xây dựng dựa trên ngôn ngữ Ansys APDL tích hợp với Matlab để tự động tính toán kết cấu khung máy. Dựa trên chương trình tự động tính toán này, bộ dữ liệu huấn luyện mạng ANN là 4096 dữ liệu được trích xuất. Sau quá trình thử sai, mô hình ANN với 3 lớp theo cấu trúc 6-30-4 được lựa chọn để dự đoán các giá trị chuyển vị  $u_x$ ,  $u_y$ ,  $u_z$  và tần số dao động riêng thứ nhất  $f_1$  của hệ theo 6 tham biến kích thước đầu vào. Khảo sát cho thấy hiệu quả dự đoán của mô hình ANN là tốt, với sai số dự đoán  $u_x$ ,  $u_y$  nhỏ hơn 3%, và sai số của  $u_z$ ,  $f_1$  nhỏ hơn 5%. Cuối cùng, mô hình ANN đã được kết hợp với giải thuật di truyền GA để tìm kiếm nghiệm tối ưu trên miền không gian rời rạc. Kết quả cho thấy, so với việc sử dụng GA trực tiếp với chương trình tự động tính toán thì việc kết hợp ANN-GA đã giúp giảm thời gian tìm kiếm tối ưu từ 240 ÷ 300 phút xuống còn chưa đầy 100 giây với hiệu quả tương đương (khối lượng của hệ theo phương án tối ưu tìm được nhờ cách tiếp cận trên giảm khoảng 74% so với phương án ban đầu). Có thể thấy cách tiếp cận được đề xuất trong bài báo này là hiệu quả, có thể áp dụng trong việc tối ưu hóa thiết kế cơ khí các kết cấu khác.

## Lời cảm ơn

Bài báo này được thực hiện trong khuôn khổ đề tài cấp Nhà nước “Nghiên cứu, thiết kế, chế tạo hệ thống in 3D bê tông kích thước lớn ứng dụng trong ngành xây dựng, mã số: 36/2021/ĐTCT-KC-4.0-36/19-25” do Trường Đại học Kỹ thuật Lê Quý Đôn chủ trì.

## Tài liệu tham khảo

- [1] T. D. Ngo, A. Kashani, G. Imbalzano, K. T. Q. Nguyen, and D. Hui, “Additive manufacturing (3D printing): A review of materials, methods, applications and challenges”, *Composites Part B: Engineering*, Vol. 143 (Dec. 2017), pp. 172-196, 2018. DOI: 10.1016/j.compositesb.2018.02.012
- [2] S. C. Paul, G. P. A. G. van Zijl, and I. Gibson, “A review of 3D concrete printing systems and materials properties: current status and future research prospects”, *Rapid Prototyping Journal*, Vol. 24, No. 4, pp. 784-798, 2018. DOI: 10.1108/RPJ-09-2016-0154
- [3] Q. Ji, C. Li, D. Zhu, Y. Jin, Y. Lv, and J. He, “Structural design optimization of moving component in CNC machine tool for energy saving”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 246, 2020, 118976. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.118976

- [4] M. Dang, B. Phuong, V. B. Phung, ..., V. D. Nguyen, "Development of a generalized mathematical model for slider-crank mechanism synthesis based on multiobjective concurrent engineering with application", *Arabian Journal for Science & Engineering*, Vol. 46, No. 8, 2021. DOI: 10.1007/s13369-021-05627-2
- [5] P. V. Binh, H. P. Binh, T. Đ. Hải và P. Đ. Tùng, "Tính toán thiết kế và tối ưu hóa kết cấu khung máy in 3D bê tông kích thước lớn dạng công trực", *Tạp chí Khoa học và Kỹ thuật*, Vol. 18, No. 01, tr. 38-54, 2023. DOI: 10.56651/lqdtu.jst.v18.n01.582
- [6] F. Karimzadeh, A. Ebnonnasir, and A. Foroughi, "Artificial neural network modeling for evaluating of epitaxial growth of Ti6Al4V weldment", *Materials Science and Engineering: A*, Vol. 432, Iss. 1-2, 2006, pp. 184-190, ISSN 0921-5093. DOI: 10.1016/j.msea.2006.05.141
- [7] N. Altinkok and R. Koker, "Neural network approach to prediction of bending strength and hardening behaviour of particulate reinforced (Al-Si-Mg)-aluminium matrix composites", *Materials & Design*, Vol. 25, Iss. 7, 2004, pp. 595-602, ISSN 0261-3069. DOI: 10.1016/j.matdes.2004.02.014
- [8] A. M. Hassan, A. Alrashdan, M. T. Hayajneh, and A. T. Mayyas, "Prediction of density, porosity and hardness in aluminum-copper-based composite materials using artificial neural network", *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 209, Iss. 2, 2009, pp. 894-899, ISSN 0924-0136. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2008.02.066
- [9] S. K. Singh, K. Mahesh, and A. K. Gupta, "Prediction of mechanical properties of extra deep drawn steel in blue brittle region using Artificial Neural Network", *Materials & Design (1980-2015)*, Vol. 31, Iss. 5, 2010, pp. 2288-2295, ISSN 0261-3069. DOI: 10.1016/j.matdes.2009.12.012
- [10] A. M. Rashidi, A. R. Eivani, and A. Amadeh, "Application of artificial neural networks to predict the grain size of nano-crystalline nickel coatings", *Computational Materials Science*, Vol. 45, Iss. 2, 2009, pp. 499-504, ISSN 0927-0256. DOI: 10.1016/j.commatsci.2008.11.016
- [11] Z. Sterjovski, D. Nolan, K. R. Carpenter, D. P. Dunne, and J. Norrish, "Artificial neural networks for modelling the mechanical properties of steels in various applications", *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 170, Iss. 3, 2005, pp. 536-544, ISSN 0924-0136. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2005.05.040
- [12] K. Olive, *Genetic Algorithm Essentials*. Berlin: Springer, 2017.
- [13] D. Delahaye, S. Chaimatanan, and M. Mongeau, "Simulated Annealing: From Basics to Applications", In: Gendreau, M., Potvin, JY. (eds.) *Handbook of Metaheuristics. International Series in Operations Research & Management Science*, Vol. 272, 2019. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-319-91086-4\_1

## APPLICATION OF ANN AND NATURE-INSPIRED ALGORITHM IN DESIGN OPTIMIZATION OF THE FRAME OF A LARGE-SCALE 3D CONCRETE PRINTER

**Abstract:** *This article presents the application of artificial neural networks (ANNs) in computing and optimizing frame structure in a 3D concrete printer. An ANN (with 6 inputs, 30 neurons in hidden layer and 4 outputs) was developed to predict the system natural frequency  $f_1$  and displacement values  $u_x$ ,  $u_y$ ,  $u_z$  of nozzle according to 6 input parameters. The survey showed that the ANN has good predictive performance with the prediction errors  $u_x$ ,  $u_y$ ,  $u_z$ ,  $f_1$  less than 3% and the errors of  $u_z$ ,  $f_1$  less than 5%. This ANN model was embedded into the genetic algorithm (GA) to optimize the frame structure. The results of searching for an optimization solution indicate that although utilizing an ANN-GA combination took over 77 seconds, using GA directly interacting with the Ansys APDL-Matlab code took about 240 ÷ 300 minutes. Particularly, the optimization process was performed on a discrete spatial domain based on the dimensions of the standard steel box, so the optimal design solution can be used directly in completing the mechanical design of the 3D concrete printer.*

**Keywords:** 3D concrete printer; structural optimization; ANN; nature-inspired algorithms; genetic algorithm.

*Nhận bài: 28/09/2023; Hoàn thiện sau phản biện: 23/05/2024; Duyệt đăng: 13/08/2024*

