

ỨNG DỤNG MẠNG THẦN KINH NHÂN TẠO (ANN) TRONG DỰ ĐOÁN ĐỘ BỀN XOẮN CỦA SẢN PHẨM IN 3D TỪ NHỰA PLA

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR TORSIONAL STRENGTH PREDICTION OF 3D-PRINTED PLA SPECIMENS

Trần Minh Thế Uyên, Đinh Huỳnh Thiên Định, Nguyễn Minh Toàn*

Khoa Cơ khí Chế tạo máy, Trường Đại học Công nghệ Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh

Email: Uyentmt@hcmute.edu.vn;

dinghuynhthiendinh160202@gmail.com;

(*)2340402@student.hcmute.edu.vn

TÓM TẮT

Nghiên cứu này trình bày việc ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) trong dự đoán khả năng chịu xoắn của sản phẩm nhựa PLA được chế tạo bằng công nghệ in 3D FDM. Thiết kế thí nghiệm được thực hiện theo ma trận trực giao Taguchi L9 (3^4) nhằm giảm số lượng thí nghiệm nhưng vẫn đảm bảo tính đại diện của dữ liệu. Bốn thông số công nghệ gồm mật độ in, nhiệt độ đầu phun, góc infill và độ dày lớp in được khảo sát. Dữ liệu thực nghiệm từ thử nghiệm xoắn được sử dụng để huấn luyện và kiểm chứng mô hình ANN. Kết quả cho thấy mô hình có độ chính xác cao và phản ánh tốt quan hệ phi tuyến giữa thông số công nghệ và mô men xoắn.

Từ khóa: ANN; Taguchi; Torsional strength; 3D printing; PLA.

ABSTRACT

This study presents the application of Artificial Neural Networks (ANN) for predicting the torsional strength of PLA specimens fabricated using Fused Deposition Modeling (FDM) 3D printing technology. The Taguchi L9 (3^4) orthogonal array was employed to design the experiments efficiently. Four printing parameters, including infill density, nozzle temperature, infill angle, and layer thickness, were investigated. Experimental torsion test data were used to train and validate the ANN model. The results demonstrate high prediction accuracy and confirm the effectiveness of ANN in modeling nonlinear relationships between printing parameters and torsional behavior.

Keywords: Artificial Neural Network; Taguchi method; Torsion test; 3D printing; PLA. 

1. TỔNG QUAN

Trong những năm gần đây, công nghệ in 3D (Additive Manufacturing) phát triển mạnh mẽ và đang được ứng dụng ngày càng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như cơ khí, y tế, giáo dục, điện tử và chế tạo sản phẩm tùy biến [18], [19]. Trong đó, vật liệu nhựa PLA (Polylactic Acid) là một trong những loại vật liệu được sử dụng phổ biến nhất nhờ vào tính dễ in, khả năng phân hủy sinh học và chi phí hợp lý [1], [2], [21].

Tuy nhiên, các sản phẩm in 3D từ PLA thường có đặc tính cơ học kém ổn định, đặc biệt là khi làm việc trong các điều kiện tải cơ học phức tạp như uốn, xoắn hay chịu lực lặp lại [18]. Trong thực tế, khả năng chịu xoắn là một trong những tiêu chí quan trọng để đánh giá độ bền cơ học tổng thể của sản phẩm, đặc biệt là trong các chi tiết cơ khí nhỏ, chi tiết lắp ghép, hoặc linh kiện hoạt động có mô men xoắn.

Việc khảo sát độ bền xoắn của sản phẩm in PLA theo cách truyền thống đòi hỏi thực hiện nhiều thí nghiệm vật lý, tốn kém thời gian, nhân lực và vật liệu. Đặc biệt, với số lượng lớn thông số công nghệ in ảnh hưởng đến tính chất cơ học (như mật độ in, tốc độ, nhiệt độ, độ dày lớp, góc in...), việc thực hiện đầy đủ các tổ hợp thí nghiệm là gần như không khả thi [13], [23].

Trong bối cảnh đó, việc ứng dụng các phương pháp học máy – đặc biệt là mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neural Network – ANN) để xây dựng mô hình dự đoán độ bền xoắn là một hướng đi tiềm năng [5], [7], [9]. Mô hình ANN có khả năng học từ dữ liệu thực nghiệm, mô phỏng mối quan hệ phi tuyến giữa nhiều biến đầu vào và đầu ra, từ đó giúp giảm đáng kể số lượng thí nghiệm thực tế cần thực hiện, đồng thời nâng cao hiệu quả thiết kế và tối ưu hóa quy trình in 3D [15], [17].

Vì vậy, đề tài “Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo (ANN) trong khảo sát độ bền xoắn của sản phẩm in 3D từ nhựa PLA” là hoàn toàn cần thiết và có ý nghĩa thực tiễn cao trong cả lĩnh vực nghiên cứu vật liệu, kỹ thuật sản xuất, và ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo trong công nghiệp.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Công nghệ Fused Deposition Modeling (FDM) tạo hình sản phẩm thông qua quá trình đùn vật liệu nhiệt dẻo nóng chảy theo từng lớp. Do cơ chế tích lớp này, đặc tính cơ học của sản phẩm không chỉ phụ thuộc vào vật liệu mà còn bị chi phối mạnh bởi các thông số công nghệ như mật độ in, nhiệt độ đầu phun, góc infill và độ dày lớp. Các thông số này kiểm soát trực tiếp cấu trúc vi mô, mức độ liên kết giữa các lớp và khả năng truyền ứng suất trong vật thể. Mật độ in thể hiện tỷ lệ vật liệu rắn bên trong chi tiết. Khi mật độ tăng, mạng lưới vật liệu trở nên liên tục hơn, giúp cải thiện khả năng truyền tải ứng suất và tăng độ cứng cũng như khả năng chịu xoắn. Tuy nhiên, điều này đi kèm với sự gia tăng khối lượng và thời gian chế tạo, đòi hỏi sự cân bằng giữa hiệu năng cơ học và hiệu quả sản xuất. Nhiệt độ đầu phun đóng vai trò quyết định đến mức độ nóng chảy và khuếch tán vật liệu giữa các lớp. Khi nhiệt độ được tối ưu, liên kết lớp được cải thiện rõ rệt, giảm khuyết tật và nâng cao khả năng chịu tải. Ngược lại, nhiệt độ quá thấp dẫn đến bám dính kém, trong khi nhiệt độ quá cao có thể gây suy giảm tính chất polymer do phân hủy nhiệt.

Góc infill quyết định hướng sắp xếp của các sợi vật liệu trong cấu trúc bên trong. Dưới tác dụng của tải xoắn, hướng ứng suất cắt có tính định hướng rõ rệt, do đó sự định hướng sợi ảnh hưởng lớn đến cơ chế truyền lực và quá trình hình thành vết nứt. Việc lựa chọn góc infill phù hợp giúp tối ưu hóa khả năng chịu tải của

chi tiết. Độ dày lớp ảnh hưởng đến số lượng và chất lượng bề mặt liên kết giữa các lớp. Lớp mỏng thường tạo điều kiện cho sự liên kết tốt hơn và phân bố ứng suất đồng đều, trong khi lớp dày có thể hình thành các mặt phân cách yếu, làm suy giảm độ bền cơ học, đặc biệt trong điều kiện chịu xoắn.

Do sự tương tác phức tạp giữa các thông số trên, hành vi cơ học của vật liệu PLA in FDM thể hiện tính phi tuyến cao, gây khó khăn cho việc xây dựng các mô hình giải tích truyền thống. Phương pháp Taguchi là một công cụ thiết kế thí nghiệm hiệu quả dựa trên ma trận trực giao, cho phép đánh giá ảnh hưởng của nhiều yếu tố với số lượng thí nghiệm tối thiểu. Với 4 yếu tố ở 3 mức, thiết kế toàn phần yêu cầu 81 thí nghiệm, trong khi ma trận L9 (3^4) chỉ cần 9 thí nghiệm, giúp giảm đáng kể chi phí và thời gian. Ngoài ra, phương pháp này còn cung cấp bộ dữ liệu có tính đại diện cao, phù hợp cho các mô hình học máy. Trong các bài toán cơ học vật liệu, đặc biệt với vật liệu in 3D FDM có cấu trúc dị hướng và không đồng nhất, mối quan hệ giữa thông số công nghệ và đặc tính cơ học thường mang tính phi tuyến phức tạp. Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là công cụ hiệu quả để xây dựng mô hình dự đoán dựa trên dữ liệu thực nghiệm. Một mạng truyền thẳng điển hình gồm lớp đầu vào, các lớp ẩn và lớp đầu ra. Mỗi neuron thực hiện phép tổng có trọng số kết hợp với hàm kích hoạt phi tuyến, cho phép mô hình hóa các quan hệ phức tạp. Trong các bài toán hồi quy, lớp ẩn thường sử dụng hàm sigmoid hoặc tansig, trong khi lớp đầu ra sử dụng hàm tuyến tính.

Quá trình huấn luyện ANN nhằm tối thiểu hóa sai số dự đoán thông qua thuật toán lan truyền ngược, kết hợp với các phương pháp tối ưu như Gradient Descent hoặc Levenberg-Marquardt để nâng cao tốc độ hội tụ và độ ổn định. Nhờ đó, ANN trở thành công cụ mạnh

trong dự đoán và phân tích hành vi cơ học của vật liệu in 3D.

3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU VÀ THIẾT KẾ THÍ NGHIỆM

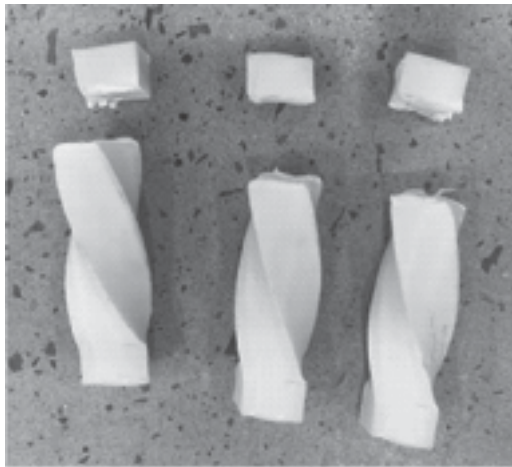
Dựa trên các thông số công nghệ đã trình bày trong phần cơ sở lý thuyết, thí nghiệm trong nghiên cứu này được thiết kế theo phương pháp Taguchi nhằm xây dựng bộ dữ liệu phục vụ cho quá trình mô hình hóa bằng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Bốn yếu tố công nghệ của quá trình in 3D FDM được khảo sát, mỗi yếu tố được xét ở ba mức khác nhau.

Ma trận trực giao Taguchi L9 (3^4) được lựa chọn để xây dựng kế hoạch thí nghiệm. Thiết kế này cho phép giảm số lượng tổ hợp thí nghiệm so với thiết kế toàn bộ tổ hợp, đồng thời vẫn đảm bảo khả năng đánh giá ảnh hưởng của từng yếu tố đến kết quả đầu ra.

Mỗi tổ hợp thí nghiệm được thực hiện ba lần lặp lại nhằm nâng cao độ tin cậy của kết quả. Do đó, tổng số mẫu thử được chế tạo và kiểm tra trong nghiên cứu là 27 mẫu.

Bảng 1. Bảng ma trận trực giao orthogonal array L9 (3^4)

Run	Density (%)	Temperature (°C)	Infill angle (°)	Thickness (mm)
1	50	200	0	0.1
2	50	210	45	0.2
3	50	220	90	0.3
4	75	200	45	0.3
5	75	210	90	0.1
6	75	220	0	0.2
7	90	200	90	0.2
8	90	210	0	0.3
9	90	220	45	0.1



Hình 1. Mẫu thử xoắn

Các mẫu thử được chế tạo bằng công nghệ in 3D FDM sử dụng vật liệu PLA theo các tổ hợp thông số đã xác định trong ma trận Taguchi. Sau khi in, các mẫu được kiểm tra kích thước và chuẩn bị cho quá trình thí nghiệm cơ học. Thí nghiệm xoắn được thực hiện nhằm xác định mối quan hệ giữa góc xoắn và mô men xoắn của mẫu vật liệu. Trong quá trình thí nghiệm, mô men xoắn được tăng dần và giá trị tương ứng với góc xoắn được ghi nhận cho đến khi đạt giá trị cực đại hoặc xảy ra phá hủy. Dữ liệu thu được từ thí nghiệm được xử lý để xây dựng bộ dữ liệu đầu vào – đầu ra phục vụ cho việc huấn luyện mô hình ANN.

Bộ dữ liệu thu được từ thí nghiệm bao gồm các thông số công nghệ in và giá trị mô men xoắn tương ứng với góc xoắn của mẫu. Các thông số công nghệ cùng với góc xoắn được sử dụng làm biến đầu vào, trong khi mô men xoắn được chọn làm biến đầu ra của mô hình ANN.

Bộ dữ liệu sau khi xử lý được sử dụng cho quá trình huấn luyện và đánh giá hiệu suất của mô hình mạng nơ-ron nhân tạo trong dự đoán khả năng chịu xoắn của sản phẩm PLA in 3D.

$$Input = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,1} & \cdots & x_{1,2} & \cdots \\ x_{2,1} & x_{2,1} & \cdots & x_{2,2} & \cdots \\ x_{3,1} & x_{3,1} & \cdots & x_{3,2} & \cdots \\ x_{4,1} & x_{4,1} & \cdots & x_{4,2} & \cdots \\ \theta_{1,1} & \theta_{1,2} & \cdots & \theta_{2,1} & \cdots \end{bmatrix}$$

Lớp đầu vào (Input Layer):

- $x_{1,1}$: Mật độ in của mẫu;
- $x_{2,1}$: Nhiệt độ in của mẫu;
- $x_{3,1}$: Góc điền đầy của mẫu;
- $x_{4,1}$: Độ dày lớp in của mẫu;
- θ_1 : Góc xoắn tương ứng với mô men

đầu ra;

- Tổng số dữ liệu dùng cho huấn luyện và đánh giá là 5313.

Lớp đầu ra (Output Layer):

$$O_{\text{output}} = [T_1 \ T_2 \ \dots \ T_n], \quad n = 5313$$

- T_i là giá trị mô men xoắn đo được từ thí nghiệm tại góc xoắn thứ i .

4. XÂY DỰNG VÀ HUẤN LUYỆN MÔ HÌNH ANN

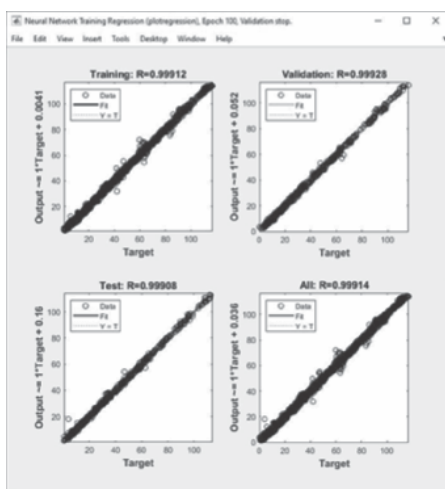
Trong nghiên cứu này, mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network – ANN) được sử dụng để xây dựng mô hình dự đoán mô men xoắn của mẫu PLA in 3D dựa trên dữ liệu thực nghiệm. ANN được lựa chọn do khả năng mô hình hóa các quan hệ phi tuyến phức tạp giữa các thông số đầu vào và đặc tính cơ học của vật liệu. Mô hình được xây dựng dưới dạng mạng truyền thẳng (Feedforward Neural Network) gồm ba thành phần chính: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Các biến đầu vào của mạng bao gồm các thông số công nghệ in 3D và điều kiện tải, cụ thể: Biến đầu ra của mạng là mô men xoắn (Torque) của mẫu thử.

Trong cấu trúc mạng được sử dụng, lớp

ần sử dụng hàm kích hoạt tansig (hyperbolic tangent sigmoid) nhằm tăng khả năng mô hình hóa quan hệ phi tuyến giữa các biến, trong khi lớp đầu ra sử dụng hàm tuyến tính purelin để dự đoán giá trị liên tục của mô men xoắn. Quá trình xây dựng và huấn luyện mạng ANN được thực hiện bằng công cụ Neural Network Toolbox (nntool) trong phần mềm MATLAB. Thuật toán huấn luyện được sử dụng là Levenberg-Marquardt (trainlm), một trong những thuật toán huấn luyện phổ biến cho mạng perceptron đa lớp do có tốc độ hội tụ nhanh và hiệu quả cao đối với các tập dữ liệu có kích thước vừa và nhỏ. Trong quá trình huấn luyện, bộ dữ liệu được chia thành ba tập:

- **Tập huấn luyện (training set)** dùng để cập nhật trọng số của mạng;
- **Tập xác thực (validation set)** dùng để kiểm soát hiện tượng overfitting;
- **Tập kiểm tra (test set)** dùng để đánh giá hiệu suất mô hình.

Quá trình huấn luyện được thực hiện lặp lại qua nhiều vòng (epoch), trong đó các trọng số của mạng được cập nhật nhằm tối thiểu hóa hàm mất mát.



Hình 2. Cửa sổ thể hiện đồ thị hồi quy cho tập huấn luyện mạng thần kinh nhân tạo

Sau khi quá trình huấn luyện hoàn tất, hiệu suất của mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được đánh giá thông qua hệ số tương quan R giữa giá trị mô men xoắn dự đoán bởi mô hình và giá trị thực nghiệm thu được từ thí nghiệm xoắn. Hệ số tương quan R được sử dụng rộng rãi trong các bài toán hồi quy để đánh giá mức độ phù hợp giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu thực tế của mô hình học máy.

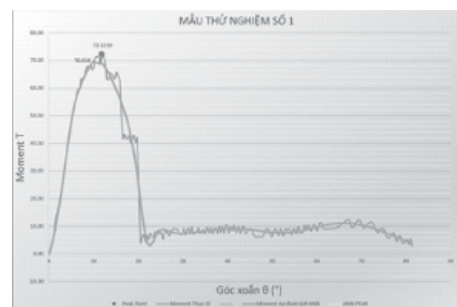
Hệ số tương quan Pearson được xác định theo công thức sau:

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

Trong đó:

- y_i là giá trị mô men xoắn thực nghiệm;
- $\hat{y}_i$ là giá trị mô men xoắn dự đoán bởi mô hình ANN;
- $\bar{y}$ và $\bar{\hat{y}}$ lần lượt là giá trị trung bình của dữ liệu thực nghiệm và dữ liệu dự đoán;
- n là số lượng mẫu dữ liệu.

Hệ số tương quan R có giá trị trong khoảng từ -1 đến 1. Khi giá trị R tiến gần đến 1, mối tương quan tuyến tính giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu thực nghiệm càng mạnh, cho thấy mô hình có khả năng dự đoán tốt. Ngược lại, giá trị R gần 0 thể hiện mối quan hệ yếu giữa hai tập dữ liệu [26].



Hình 3. Đường cong T-θ của mẫu PLA số 1: Thực nghiệm và dự đoán bằng ANN

Trong nghiên cứu này, kết quả huấn luyện mạng ANN được biểu diễn thông qua đồ thị hồi quy (regression plot) giữa giá trị dự đoán và giá trị mục tiêu. MATLAB Neural Network Toolbox cung cấp các đồ thị hồi quy riêng biệt cho tập dữ liệu huấn luyện (Training), kiểm tra (Validation), kiểm định (Test) và toàn bộ dữ liệu (All). Các đồ thị này cho phép đánh giá trực quan mức độ phù hợp giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu thực nghiệm thông qua sự phân bố của các điểm dữ liệu xung quanh đường thẳng lý tưởng.

Ngoài ra, đường cong mô men xoắn theo góc xoắn được xây dựng dựa trên dữ liệu dự đoán của ANN và so sánh với đường cong thực nghiệm. Kết quả cho thấy mô hình ANN có khả năng tái hiện tương đối chính xác xu hướng biến thiên của mô men xoắn theo góc xoắn, đặc biệt tại vùng đạt mô men cực đại (peak torque). Điều này chứng tỏ mô hình ANN có khả năng học và mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa các thông số công nghệ in 3D và đặc tính chịu xoắn của vật liệu PLA.

Thông qua các chỉ tiêu đánh giá và đồ thị hồi quy, có thể nhận thấy rằng mô hình ANN đạt được độ chính xác cao trong việc dự đoán mô men xoắn của sản phẩm in 3D PLA, qua đó khẳng định tiềm năng ứng dụng của phương pháp học máy trong phân tích và dự đoán đặc tính cơ học của vật liệu in 3D.

Hiệu suất của mô hình ANN được đánh giá thông qua việc so sánh giữa đường cong mô men xoắn dự đoán bởi mô hình ANN và dữ liệu thí nghiệm thực tế theo góc xoắn của mẫu PLA. Phương pháp này cho phép đánh giá trực quan khả năng mô hình tái hiện hành vi cơ học của vật liệu dưới tải xoắn [5], [7].

Hình 3 trình bày mối quan hệ giữa mô men xoắn và góc xoắn của một mẫu thử nghiệm

điển hình. Trong đồ thị này, đường cong biểu diễn dữ liệu thí nghiệm phản ánh quá trình tăng mô men xoắn theo góc xoắn cho đến khi đạt giá trị cực đại (peak torque), sau đó giảm mạnh do hiện tượng phá hủy hoặc mất ổn định của cấu trúc vật liệu. Đường cong dự đoán từ mô hình ANN được xây dựng dựa trên dữ liệu huấn luyện và thể hiện xu hướng biến thiên của mô men xoắn theo góc xoắn.

5. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Để đánh giá khả năng dự đoán của mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), một tập gồm 20 mẫu kiểm chứng độc lập được sử dụng. Các mẫu này không được sử dụng trong quá trình huấn luyện mạng mà chỉ dùng để kiểm tra khả năng tổng quát hóa của mô hình. Đối với mỗi mẫu kiểm chứng, mô hình ANN được sử dụng để dự đoán giá trị mô men xoắn cực đại (maximum torque) dựa trên các thông số đầu vào của quá trình in 3D. Sau đó, các giá trị dự đoán được so sánh với giá trị mô men xoắn cực đại thu được từ thí nghiệm thực tế. Kết quả so sánh giữa mô men xoắn cực đại thực nghiệm và mô men xoắn cực đại dự đoán bởi mô hình ANN của 20 mẫu kiểm chứng được trình bày trong hình.



Hình 4. So sánh giữa giá trị mô men xoắn cực đại thực nghiệm và giá trị dự đoán của mô hình ANN đối với 20 mẫu kiểm chứng.

Quan sát biểu đồ cho thấy các giá trị dự đoán của mô hình ANN có xu hướng phù hợp

tốt với dữ liệu thực nghiệm. Sự sai khác giữa hai giá trị nhìn chung là nhỏ và các cặp giá trị có xu hướng bám sát nhau trong toàn bộ tập dữ liệu kiểm chứng. Điều này cho thấy mô hình ANN có khả năng học được mối quan hệ phi tuyến giữa các thông số công nghệ in 3D và đặc tính chịu xoắn của vật liệu PLA. Ngoài ra, mô hình ANN cũng thể hiện khả năng dự đoán tương đối chính xác đối với các mẫu có giá trị mô men xoắn lớn. Các mẫu có giá trị mô men xoắn cực đại cao vẫn được mô hình dự đoán với sai số nhỏ, chứng tỏ khả năng tổng quát hóa tốt của mạng nơ-ron đối với các điều kiện thí nghiệm khác nhau. Từ kết quả so sánh trên, có thể nhận thấy rằng mô hình ANN được xây dựng trong nghiên cứu này có độ chính xác cao trong việc dự đoán mô men xoắn cực đại của sản phẩm nhựa PLA in bằng công nghệ FDM.

6. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã xây dựng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) nhằm dự đoán mô men xoắn của sản phẩm nhựa PLA được chế tạo bằng công nghệ in 3D FDM dựa trên các thông số công nghệ của quá trình in. Thiết kế thí nghiệm được thực hiện theo phương pháp Taguchi với ma trận trực giao L9 để giảm số lượng thí nghiệm nhưng vẫn đảm bảo khả năng đánh giá ảnh hưởng của các thông số công nghệ.

Mô hình ANN sau khi huấn luyện được kiểm chứng bằng 20 mẫu thử nghiệm độc lập. Kết quả so sánh giữa giá trị mô men xoắn cực đại dự đoán và giá trị thực nghiệm cho thấy sự tương đồng cao, chứng tỏ mô hình có khả năng dự đoán tốt mối quan hệ giữa các thông số in và đặc tính chịu xoắn của vật liệu PLA. Kết quả nghiên cứu cho thấy việc kết hợp thiết kế thí nghiệm Taguchi và mô hình ANN là một phương pháp hiệu quả để dự đoán đặc tính cơ học của sản phẩm in 3D, góp phần giảm chi phí và thời gian thực hiện thí nghiệm.

(*) Lời cảm ơn:

Nhóm nghiên cứu xin cảm ơn Trường Đại học Công nghệ Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh đã tạo điều kiện và hỗ trợ trong quá trình thực hiện nghiên cứu này. ♦

Ngày nhận bài: **18/3/2026**

Ngày phản biện: **30/3/2026**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. P. McKeown and M. D. Jones, “*The Chemical Recycling of PLA: A Review*”. Sustainable Chemistry, vol. 1, no. 1, pp. 1-22, 2020.
- [2]. S. Farah, D. G. Anderson, and R. Langer, “*Physical and Mechanical Properties of PLA, and Their Functions in Widespread Applications – A Comprehensive Review*”. Advanced Drug Delivery Reviews, vol. 107, pp. 367-392, 2016.
- [3]. ASTM D1043-02, “*Standard Test Method for Stiffness Properties of Plastics as a Function of Temperature by Means of a Torsion Test*”. ASTM International, 2002.
- [4]. N. Đ. Đức and V. T. T. Anh, “*Giáo trình Cơ học vật rắn biến dạng*”. Hà Nội: NXB. Đại học Quốc gia Hà Nội, 2022.
- [5]. I. A. Basheer and M. Hajmeer, “*Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, and Application*”. Journal of Microbiological Methods, vol. 43, pp. 3-31, 2000.
- [6]. R. D. De Veaux and L. H. Ungar, “*A Brief Introduction to Neural Networks*”. The American Statistician, 1995.
- [7]. E. Grossi and M. Buscema, “*Introduction to Artificial Neural Networks*”. European Journal of Gastroenterology & Hepatology, vol. 19, pp. 1046-1054, 2007.
- [8]. Y. H. Hu and J. N. Hwang (Eds.), “*Handbook of Neural Network Signal Processing*”. Boca Raton: CRC Press, 2002.
- [9]. D. Kriesel, “*A Brief Introduction to Neural Networks*”, 2007.



- [10]. N. Mahat et al., “*Artificial Neural Network (ANN) to Predict Mathematics Students’ Performance*”. Journal of Computing Research and Innovation, vol. 7, no. 1, pp. 32-43, 2021.
- [11]. N. P. N. Quân, “*Nghiên cứu dự đoán phân bố nhiệt độ lòng khuôn phun ép thông qua mạng neuron*”. Luận văn Thạc sĩ, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. Hồ Chí Minh, 2023.
- [12]. N. T. Tuyên, “*Phát triển mạng nơ-ron tế bào đa tương tác và khả năng ứng dụng*”. Luận án Tiến sĩ, Viện Nghiên cứu Điện tử, Tin học, Tự động hóa, 2022.
- [13]. N. H. Lộc, “*Phương pháp Taguchi*”, trong “*Giáo trình Quy hoạch và phân tích thực nghiệm*”. TP. Hồ Chí Minh: NXB. Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh, 2021.
- [14]. T. O. Hodson, “*Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not*”. Geoscientific Model Development, vol. 15, pp. 5481-5487, 2022.
- [15]. A. Mohammadzadeh, M. H. Sabzalian, O. Castillo, R. Sakthivel, F. F. M. El-Sousy, and S. Mobayen, “*Neural Networks and Learning Algorithms in MATLAB*”. Cham, Switzerland: Springer, 2022.
- [16]. “*Various Models of Artificial Neural Networks (McCulloch-Pitts Neuron Model)*”.
- [17]. S. Mishra et al., “*Optimization of Load Forecasting in Smartgrid using Artificial Neural Network based NFTOOL and NNTOOL*”. Journal of Physics: Conference Series, vol. 2161, 012068, 2022.