

Bài báo nghiên cứu

**NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG MÔ HÌNH HỌC MÁY
KẾT HỢP VỚI MÔ PHỎNG MONTE CARLO ĐỂ XÁC ĐỊNH
BỀ DÀY VẬT LIỆU DỰA TRÊN KỸ THUẬT ĐO GAMMA TRUYỀN QUA****Trần Vũ Thiên Ân, Nguyễn Thịnh, Nguyễn Thị Tường Vy, Nguyễn Thành Đạt****Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam***Tác giả liên hệ: Nguyễn Thành Đạt – Email: datnth@hcmue.edu.vn**Ngày nhận bài: 14-5-2024; ngày nhận bài sửa: 24-10-2024; ngày duyệt đăng: 05-11-2024***TÓM TẮT**

Nghiên cứu này đề xuất cách tiếp cận mới sử dụng mô hình học máy để xác định bề dày vật liệu trong phép đo gamma truyền qua. Đầu tiên, tập dữ liệu tạo từ mô phỏng Monte Carlo được sử dụng cho quá trình huấn luyện và tìm mô hình tối ưu. Sau đó, tỉ số R thực nghiệm ứng với các tấm nhôm, PMMA và sắt có bề dày khác nhau được dùng để đưa vào mô hình tối ưu để dự đoán bề dày. Bề dày của các tấm vật liệu tính từ các đường chuẩn tuyến tính xây dựng từ mô hình cũng được so sánh với các dự đoán từ mô hình học máy để đánh giá độ tin cậy của cách tiếp cận. Kết quả cho thấy độ lệch tương đối trung bình giữa giá trị tham chiếu với giá trị dự đoán từ mô hình học máy là dưới 2,0% và từ phương pháp đường chuẩn tuyến tính là dưới 3,5% cho 7/9 mẫu đo. Đây là cơ sở ban đầu để phát triển mô hình học máy trong quy trình dự đoán bề dày của các loại vật liệu khác nhau.

Từ khóa: gamma truyền qua; học máy; mô phỏng Monte Carlo; MLP-ANN; Na(Tl); bề dày vật liệu

1. Giới thiệu

Đo chính xác bề dày của vật liệu là quy trình quan trọng trong quá trình kiểm tra và đánh giá chất lượng các sản phẩm như sắt thép, bê tông... Ví dụ trong lĩnh vực sản xuất thép sản phẩm, bề dày của tấm thép phù hợp đảm bảo sản phẩm đạt được các yêu cầu kỹ thuật như độ dẻo, độ cứng tương ứng với các sản phẩm được chế tạo. Bên cạnh đó, khi kiểm tra bề dày cũng giúp phát hiện ra các khuyết tật, ăn mòn bên trong cấu trúc vật liệu, từ đó đánh giá được chất lượng của các sản phẩm chế tạo, công trình như cầu đường. Cụ thể khi đo bề dày một đoạn đường, nếu bề dày trên đoạn đường đó có sự thay đổi bất thường, đơn vị quản lý công trình có thể biết được nơi có hiện tượng rỗng hay hồ nước bên trong đoạn đường để xử lý tránh các sự cố sụt lún. Do đó, có thể nhận thấy việc nâng cao độ chính xác và phát triển các phương pháp đo bề dày vật liệu là rất cần thiết.

Trong các nghiên cứu trước đây, các kỹ thuật kiểm tra không hủy mẫu (Non Destructive

Cite this article as: Tran Vu Thien An, Nguyen Thinh, Nguyen Thi Tuong Vy, & Nguyen Thanh Dat (2025). Application of machine learning in predicting the thickness of material plates based on the gamma transmission technique. *Ho Chi Minh City University of Education Journal of Science*, 22(2), 210-223.

Tesing – NDT) đã được ứng dụng để đo bề dày các tấm vật liệu hay lớp phủ bề mặt như kỹ thuật dùng sóng siêu âm (Kanja et al., 2021; Song et al., 2022; Dou et al., 2022), kỹ thuật dùng máy ảnh nhiệt hồng ngoại (Huang et al., 2022) hoặc kỹ thuật dùng dòng điện xoáy (Xue et al., 2021). Mỗi kỹ thuật đều có một số ưu điểm và phù hợp với một số loại vật liệu, điều kiện đo nhất định. Chẳng hạn kỹ thuật dùng sóng siêu âm chỉ phù hợp với các vật liệu có bề dày mỏng và bề mặt bằng phẳng, nếu gặp các vật liệu có bề dày lớn và có mật độ khối lớn như các tấm thép thường không cho độ chính xác cao do khả năng đâm xuyên hạn chế của sóng siêu âm. Còn kỹ thuật dòng điện xoáy chỉ phù hợp với các vật liệu dẫn điện, không thể phát hiện được các khuyết tật của vật liệu song song với bề mặt. Để khắc phục các hạn chế của những kỹ thuật trên, kỹ thuật kiểm tra không hủy mẫu sử dụng nguồn phóng xạ gamma được xem là một phương pháp khả thi, thích hợp cho nhiều loại vật liệu do mang năng lượng lớn, khả năng đâm xuyên tốt. Trong một số nghiên cứu gần đây, hai kỹ thuật đo gamma truyền qua và gamma tán xạ đã được phát triển để đo bề dày một số vật liệu (Huynh et al., 2022, 2023; Vo et al., 2018). Lợi ích của hai kỹ thuật đo trên là cấu hình hệ đo, cách xử lý dữ liệu đơn giản và ít bị ảnh hưởng bởi các yếu tố như vật liệu hay môi trường. Các nghiên cứu trên cũng chỉ ra thời gian đo của kỹ thuật truyền qua sẽ nhanh hơn so với tán xạ do cường độ chùm tia tán xạ ghi nhận thường yếu hơn nhiều so với chùm tia truyền qua. Mặt khác khoảng bề dày đo được của kỹ thuật đo truyền qua sẽ rộng hơn so với kỹ thuật đo tán xạ do cường độ của chùm tia tán xạ sẽ bão hòa tại một bề dày nhất định. Chính vì vậy, khi tiến hành tại hiện trường với yêu cầu tốc độ đo nhanh và liên tục cho nhiều khoảng bề dày khác nhau, kỹ thuật đo gamma truyền qua sẽ có tính khả thi cao hơn so với tán xạ.

Điểm đáng chú ý trong các nghiên cứu trước đây về phép đo bề dày dựa trên kỹ thuật đo gamma truyền qua (Huynh et al., 2022) là các tác giả xây dựng đường chuẩn tuyến tính giữa chùm tia truyền qua và bề dày vật liệu dựa trên mô phỏng Monte Carlo, sau đó kết hợp với phép đo phổ thực nghiệm để tìm ra bề dày cần tìm. Ưu điểm của cách tiếp cận này là tiết kiệm chi phí, thời gian đo mẫu, dễ dàng điều chỉnh đường chuẩn phù hợp với cấu hình đo và loại bỏ các sai số hệ thống liên quan đến thực nghiệm. Điểm đáng chú ý là việc sử dụng đường chuẩn chỉ phù hợp với phép đo ứng với một loại vật liệu nhất định. Như vậy, khi muốn đo bề dày cho nhiều loại vật liệu khác nhau thì phải xây dựng nhiều đường chuẩn tương ứng. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một cách tiếp cận mới để đo bề dày của nhiều loại vật liệu dựa trên mô hình học máy kết hợp với mô phỏng Monte Carlo. Mô hình học máy đã được ứng dụng rộng rãi trong kỹ thuật hạt nhân trong các nghiên cứu gần đây để dự đoán mật độ chất lỏng (Truong et al., 2021), tính toán hàm lượng các nguyên tố (Huseyin Sahiner, 2020). Ưu điểm của cách tiếp cận là mô hình học máy có thể xử lý bài toán nhiều tham số đầu vào hay giải các bài toán phi tuyến mà phương pháp giải tích thông thường không giải quyết hiệu quả, mặt khác mô phỏng Monte Carlo giúp tạo ra dữ liệu huấn luyện đủ lớn để đáp ứng quá trình huấn luyện cho mô hình học máy. Nghiên cứu của chúng tôi sử dụng mô hình học máy để dự đoán bề dày một số loại vật liệu gồm nhôm, sắt và PMMA (mica). Kết quả bề dày dự đoán với mô hình học máy sẽ được so sánh với kết quả suy từ đường chuẩn

và bề dày thực để đánh giá tính hiệu quả của mô hình.

2. Mẫu đo và phương pháp

2.1. Bố trí thực nghiệm

Nghiên cứu sử dụng đầu dò nhấp nháy NaI(Tl) được sản xuất bởi hãng Amptek, Inc. (Hoa Kỳ) có kích thước tinh thể 7,62cm x 7,62cm, được kết nối với máy tính thông qua cổng USB và phần mềm phân tích đa kênh được sử dụng là ADMCA với số kênh là 8192. Nguồn được sử dụng là nguồn điểm ^{137}Cs có hoạt độ thấp khoảng 0,58 μCi , phát ra chùm tia gamma có năng lượng là 661,7keV.

Đầu dò và detector được đặt trong các chuẩn trực làm bằng chì có đường kính lần lượt là 1,0cm và 0,5cm với khoảng cách từ nguồn đến mẫu đo là khoảng 4,3cm và đến bề mặt đầu dò là 20,6 cm như Hình 1. Các mẫu đo được sử dụng gồm nhôm, sắt và PMMA (mica) có dạng tấm chữ nhật với kích thước là 15cm x 30cm. Bề dày của các tấm nhôm thay đổi trong khoảng từ 20,33cm đến 40,11cm, các tấm sắt trong khoảng từ 20,27cm đến 30,15cm và các tấm PMMA trong khoảng 39,78cm đến 50,21cm. Bề dày các tấm vật liệu đều được đo cẩn thận bằng một thước kẹp điện tử với sai số là 0,01mm và được sử dụng làm kết quả đo tham chiếu. Mỗi phép đo được thực hiện trong thời gian là 14.400 giây (khoảng 4 giờ) dưới điều kiện nhiệt độ phòng khoảng 24-25 $^{\circ}\text{C}$.



Hình 1. Sơ đồ bố trí thí nghiệm đo bề dày bằng kỹ thuật gamma truyền qua

2.2. Mô phỏng Monte Carlo

Nghiên cứu sử dụng mô phỏng Monte Carlo với chương trình MCNP6 và tally F8 để mô phỏng phổ phân bố theo độ cao xung trong phép đo gamma truyền qua. Mô phỏng này được sử dụng rộng rãi trong các lĩnh vực nghiên cứu của vật lý hạt nhân với ưu điểm giúp người sử dụng mô tả lại bố trí hệ đo thực nghiệm gồm nguồn, mẫu đo và đầu dò. Các thông số của đầu dò NaI(Tl) đã được chúng tôi đã được tối ưu trong nghiên cứu trước đây (Hoang et al., 2016). Bố trí trong mô phỏng giống với cấu hình thực nghiệm được mô tả trong phần 2.1. Để khớp dạng phổ mô phỏng với phổ thực nghiệm, thẻ “FT8 GEB a b c” được dùng để tạo dạng phân bố theo hàm Gauss cho các đỉnh năng lượng trong phổ mô phỏng. Các giá trị a, b và c được xác định từ việc làm khớp dữ liệu thực nghiệm của bề rộng một nửa (FWHM) với các đỉnh năng lượng tới của các nguồn phóng xạ khác nhau. Bề dày của các mẫu vật liệu thay đổi từ 1mm đến 140mm trong mô phỏng Monte Carlo. Số lịch sử hạt được khai báo trong mô phỏng là 6 tỉ hạt để đảm bảo có đủ số đếm thống kê.

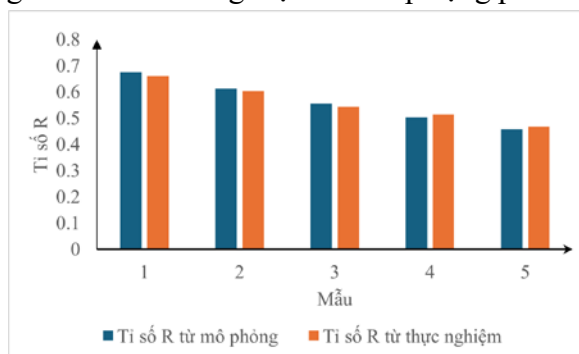
Một điều cần lưu ý là dù đã tối ưu tốt cấu hình mô phỏng Monte Carlo để thu được

dạng đáp phổ tốt giữa mô phỏng với thực nghiệm, tuy nhiên chúng tôi nhận thấy diện tích đỉnh phổ truyền qua vẫn có sự khác biệt giữa mô phỏng và thực nghiệm. Do đó, nếu sử dụng dữ liệu liên quan đến diện tích đỉnh từ mô phỏng để xây dựng đường chuẩn hay huấn luyện mô hình rồi sử dụng dữ liệu thực nghiệm đưa vào sẽ cho ra kết quả không chính xác. Vì vậy, một số nghiên cứu trước đây (Huynh et al., 2022, 2023) sử dụng tỉ số R thay thế để giảm sự khác biệt giữa mô phỏng và thực nghiệm. Tỉ số R trong phép đo gamma truyền qua được định nghĩa như sau:

$$R = \frac{N_T}{N_0} \quad (1)$$

trong đó N_T và N_0 lần lượt là diện tích đỉnh phổ truyền qua đối với mẫu có bề dày T và không mẫu, ở đây diện tích đỉnh phổ được định nghĩa là tổng số đếm dưới đỉnh phổ truyền qua.

Khi so sánh giữa giá trị thực nghiệm và mô phỏng của tỉ số R thì độ lệch tương đối của hai giá trị là không đáng kể (xem Hình 2). Trong năm mẫu khảo sát thì mẫu có độ lệch lớn nhất là 2,31%, nhỏ nhất là 1,44%. Điều đó có nghĩa là có thể dùng dữ liệu mô phỏng tỉ số R để thay thế thực nghiệm trong việc huấn luyện mô hình học máy, nhờ đó giảm chi phí đo đạc và thời gian thực nghiệm để tăng tính khả thi trong thực tế khi áp dụng phương pháp này.



Hình 2. So sánh giá trị R thu được từ mô phỏng và thực nghiệm

2.3. Quy trình xác định bề dày vật liệu dựa trên phương pháp đường chuẩn tuyến tính

Quy trình xác định bề dày vật liệu dựa trên kỹ thuật gamma truyền qua với cách sử dụng đường chuẩn tuyến tính giữa tỉ số R và bề dày đã được trình bày cụ thể trong các nghiên cứu trước đây (Huynh et al., 2022, 2023). Quy trình này có thể tóm tắt theo các bước sau đây:

Bước 1. Tạo dữ liệu mô phỏng Monte Carlo với các bề dày cho mỗi loại vật liệu khác nhau và sau đó xác định tỉ số $R^{Sim.}$ từ phổ mô phỏng sử dụng công thức (1).

Bước 2. Xây dựng đường chuẩn từ các giá trị $\ln(R^{Sim.})$ với bề dày T bằng phương pháp làm khớp bình phương tối thiểu (least-square) theo công thức:

$$\ln R = m.T + n \quad (2)$$

Các giá trị gồm hệ số góc m, hệ số tự do n và các sai số của chúng được xác định từ đường chuẩn.

Bước 3. Thực hiện các phép đo thực nghiệm với các mẫu vật liệu có bề dày khác nhau và không mẫu. Xác định tỉ số $R^{Exp.}$ từ phổ thực nghiệm và xác định bề dày của tám vật liệu

và sai số của phép đo theo các công thức sau:

$$T = \frac{(\ln R - n)}{m} \quad (3)$$

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{\sigma_R^2}{(m.R)^2} + \frac{(\ln R - n)^2}{m^2} \sigma_m^2 + \frac{\sigma_n^2}{m^2}} \quad (4)$$

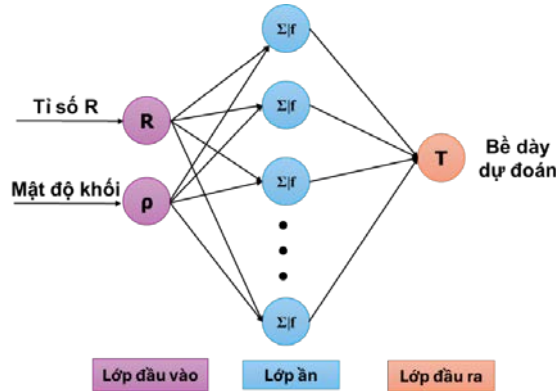
Nghiên cứu của chúng tôi cũng xác định khoảng bề dày đo được cho mỗi vật liệu tương ứng với cấu hình đo được sử dụng theo phương pháp đã trình bày trong một nghiên cứu gần đây (Huynh et al., 2022). Theo đó khoảng bề dày đo được sẽ được tính bằng cách giải bất phương trình:

$$DA(\%) \geq 100\% \sqrt{\frac{1}{T^2 m^2} \left(\frac{3,89^2}{N_0} \left(1 + \frac{1}{\exp(m.T + n)} \right) + T^2 \sigma_m^2 + \sigma_n^2 \right)} \quad (5)$$

Trong đó DA là sai số mong muốn của phép đo bề dày, σ_m và σ_n là sai số của hệ số góc m và hệ số tự do n. Giá trị trung bình của N_0 được xác định từ thực nghiệm trong nghiên cứu là khoảng 76400 số đếm.

2.4. Mô hình học máy

Mô hình học máy sử dụng cấu trúc mạng nơron nhân tạo (ANN) để dự đoán bề dày vật liệu. Kiến trúc thường sử dụng trong mô hình ANN là mạng nơron đa lớp truyền thẳng (MLP: multi-layer perceptron) với thuật toán truyền ngược (Smolensky & Chauvin, 1995). Cấu trúc của mô hình ANN-MLP thường có một lớp đầu vào, một hay nhiều lớp ẩn và một lớp đầu ra. Bước đầu tiên khi xây dựng mô hình là khảo sát các thông số phù hợp của mô hình như số lớp ẩn, số nơron cần thiết, hàm kích hoạt và thời gian huấn luyện tùy theo yêu cầu của bài toán. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng hai dữ liệu là mật độ khối của từng loại vật liệu và tỉ số R làm hai nơron ứng với lớp đầu vào. Lớp đầu ra có một nơron ứng với bề dày và ở đây chúng tôi chỉ khảo sát trên một lớp ẩn. Các trọng số mỗi phân lớp sẽ được cập nhật trong suốt quá trình huấn luyện để tối ưu với các giá trị tham khảo dựa trên các chỉ số thống kê. Kiến trúc mạng ANN được đề xuất để xác định bề dày vật liệu được mô tả trong Hình 3.



Hình 3. Kiến trúc mạng ANN-MLP dùng để xác định bề dày vật liệu

Số nơron của lớp ẩn sẽ được khảo sát dựa vào một quy trình đánh giá thống kê với các chỉ số được trình bày trong các phương trình (12 - 15). Chúng tôi chạy khảo sát mô hình với các hàm kích hoạt gồm Sigmoid, Tanh, Softmax và Softsign có công thức lần lượt như sau:

$$\text{Sigmoid}(R) = \frac{1}{1 + e^{-R}} \quad (6)$$

$$\text{Tanh}(R) = \frac{e^R - e^{-R}}{e^R + e^{-R}} \quad (7)$$

$$\text{Softmax}(R) = \frac{e^{R_i}}{\sum_{j=1}^n e^{R_j}} \quad (8)$$

$$\text{Softsign}(R) = \frac{R}{1 + |R|} \quad (9)$$

Hàm mất mát được chúng tôi sử dụng là hàm sai số toàn phương trung bình (Mean Squared Error – MSE) có công thức như sau:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_i^n (T_i^{\text{ref}} - T_i^{\text{pred}})^2 \quad (10)$$

trong đó, T_i^{ref} , T_i^{pred} lần lượt là bề dày tham khảo và dự đoán thứ i của vật liệu.

Quá trình truyền giá trị bắt đầu từ các nơron của lớp đầu vào, đến lớp ẩn qua một hàm kích hoạt, ở đó giá trị đầu vào sẽ được biến đổi bởi các ma trận trọng số và hằng số kết nối giữa lớp đầu vào và lớp ẩn, sau đó sẽ kết thúc ở lớp đầu ra. Trong lớp đầu ra, giá trị được trả lại thông qua ma trận trọng số và hằng số kết nối giữa lớp ẩn và lớp đầu ra. Công thức xác định bề dày vật liệu với mô hình đã tối ưu có thể được viết lại như sau:

$$T = F((\rho, R).W^{T(1)} + b^{(1)}) \cdot W^{T(2)} + b^{(2)} \quad (11)$$

trong đó F là hàm kích hoạt, $W^{T(1)} + b^{(1)}$ và $W^{T(2)} + b^{(2)}$ lần lượt là ma trận trọng số và ma trận hằng số kết nối giữa lớp ẩn với lớp đầu vào và lớp đầu ra.

Các trọng số trong mô hình được điều chỉnh bằng một số thuật toán tối ưu như Gradient Descent (GD) (tối thiểu hóa hàm mất mát, Stochastic Gradient Descent (SGD), Adaptive Moment Estimation (ADAM) (Goodfellow & Bengio, 2016). Nghiên cứu này sử dụng thuật toán tối ưu ADAM để tối ưu các trọng số. Thuật toán này có ưu điểm là dễ sử dụng, tăng tốc độ hội tụ dữ liệu của hàm mất mát và phù hợp nhiều kiểu dữ liệu. Một điều quan trọng khi tối ưu mô hình là cần tránh tình trạng các phần tử trong ma trận trọng số có giá trị lớn dẫn đến hiện tượng “học tử” (overfitting), điều đó làm mô hình bị hạn chế khi dự đoán các dữ liệu ngoài vùng huấn luyện. Một số phương pháp như Early Stopping, Dropout, L1/L2 Regularization thường được sử dụng để tránh tình trạng này. Ở đây chúng tôi sử dụng phương pháp Dropout cho hàm mất mát với hệ số thay đổi từ 0,01 – 0,001. Phương pháp này sẽ bỏ qua một số phần tử tương ứng với một nơron khi đào tạo mô hình một cách ngẫu nhiên nếu có quá nhiều tham số trong một lớp dẫn đến hệ quả là các nơron trong lớp đó quá phụ thuộc lẫn nhau.

Quá trình huấn luyện được thực hiện bằng dữ liệu mô phỏng và sau khi được tối ưu sẽ được kiểm chứng bằng dữ liệu thực nghiệm. Tập dữ liệu mô phỏng được chia làm hai phần gồm dữ liệu huấn luyện chiếm 80% và dữ liệu để đánh giá là 20%. Do số neuron của lớp ẩn và lớp đầu vào không đổi, chúng tôi sẽ khảo sát sự thay đổi số neuron trong lớp ẩn từ 1 đến 20 ứng với các hàm kích hoạt đề xuất ở trên. Việc lựa chọn cấu trúc mô hình phù hợp thường dựa trên tốc độ suy giảm của hàm mất mát và một số chỉ số thống kê gồm RMSE (sai số căn quân phương), MAE (sai số tuyệt đối trung bình), MAPE (sai số phần trăm tuyệt đối trung bình), R^2 (hệ số xác định). Các chỉ số này được xác định qua các công thức sau:

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i^{\text{ref}} - T_i^{\text{pred}})^2 \right]^{1/2} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T_i^{\text{ref}} - T_i^{\text{pred}}| \quad (13)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \left(\frac{T_i^{\text{ref}} - T_i^{\text{pred}}}{T_i^{\text{ref}}} \right) \times 100 \% \right| \quad (14)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (T_i^{\text{pred}} - T_i^{\text{ref}})^2}{\sum_{i=1}^N (\overline{T^{\text{pred}}} - T_i^{\text{ref}})^2} \quad (15)$$

ở đây T_i^{ref} , T_i^{pred} lần lượt là bề dày tham khảo và dự đoán của vật liệu.

3. Kết quả và thảo luận

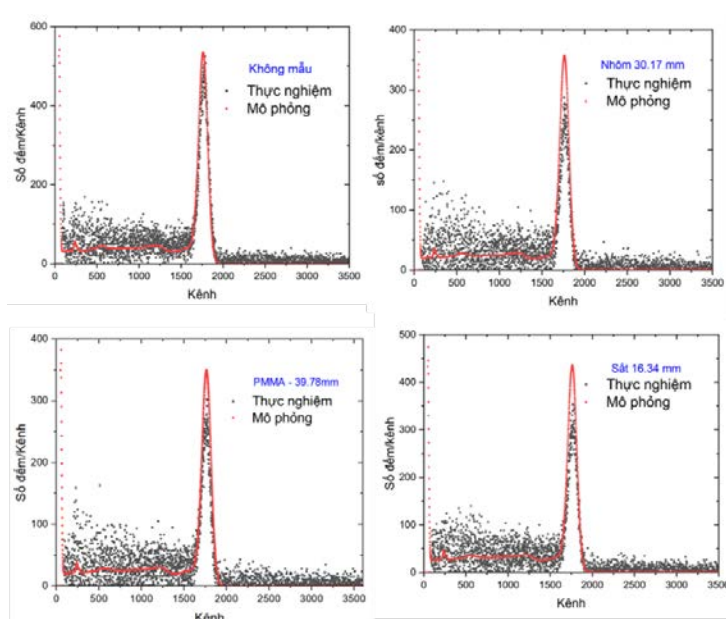
3.1. Kết quả dự đoán bề dày bằng phương pháp đường chuẩn tuyến tính dựa trên các phép đo thực nghiệm và khoảng bề dày đo được của mỗi vật liệu.

Hình 4 so sánh việc đáp ứng dạng phổ truyền qua giữa thực nghiệm và mô phỏng khi được chuẩn hóa về cùng một thang đo. Có sự đáp ứng khá tốt giữa hai phổ mô phỏng và thực nghiệm về vị trí, độ rộng đỉnh hay dạng nền tán xạ Compton. Tuy nhiên có thể nhận thấy rằng đỉnh phổ mô phỏng vẫn có sự khác biệt nhỏ về độ cao so với đỉnh phổ thực nghiệm. Kết quả này cho thấy sự phù hợp khi sử dụng tỉ số R của dữ liệu mô phỏng Monte Carlo để thay thế thực nghiệm để xây dựng đường chuẩn.

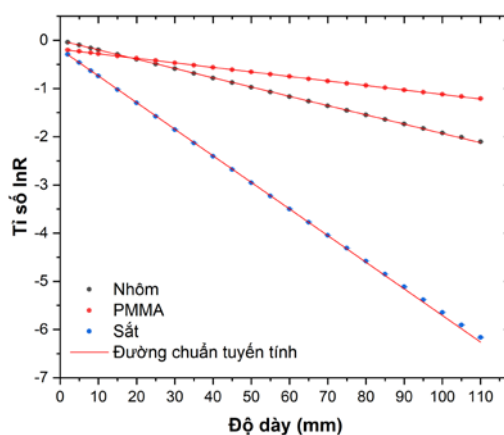
Các giá trị mô phỏng $\ln(R^{\text{Sim.}})$ và sai số của các vật liệu nhôm, sắt và PMMA được dùng để xây dựng đường chuẩn tuyến tính tương ứng theo quy trình trình bày ở phần 2.3. Hình 5 cho thấy một sự phù hợp rất tốt của dữ liệu mô phỏng với đường chuẩn cho ba vật liệu với hệ số R^2 xấp xỉ là 1,0. Điều đó có nghĩa là đường chuẩn đã xây dựng hoàn toàn phù hợp để xác định bề dày của vật liệu. Thông tin về các giá trị của m, n và sai số của chúng thu được từ ba đường chuẩn và giá trị của mật độ khối cho nhôm, sắt và PMMA được trình bày ở Bảng 1.

Bảng 1. Giá trị mật độ khối, hệ số góc m , hệ số tự do n và các sai số từ đường chuẩn cho nhôm, sắt và PMMA

Vật liệu	Mật độ khối (g/cm ³)	Hệ số góc m	Sai số σ_m	Hệ số tự do n	Sai số σ_n
Nhôm	2,70	-0,01926	0,00004	-0,0058	0,0020
Sắt	7,87	-0,05520	0,00009	-0,1886	0,0023
PMMA	1,18	-0,00939	0,00002	-0,1849	0,0010



Hình 4. So sánh sự đáp ứng phổ giữa thực nghiệm và mô phỏng



Hình 5. Đường chuẩn tuyến tính của giá trị $\ln(R^{Sim.})$ với các bề dày khác nhau cho các tấm nhôm, sắt và PMMA

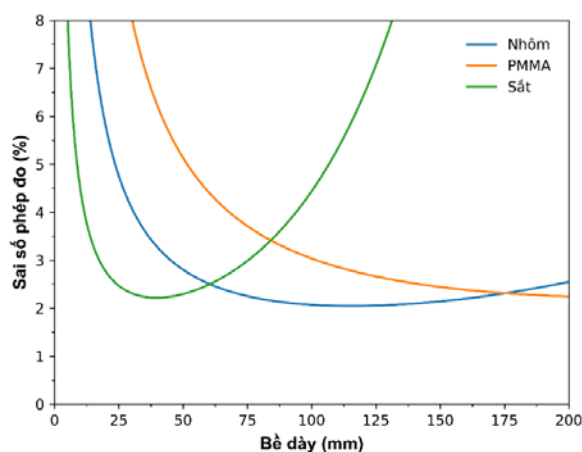
Chúng tôi sử dụng đường chuẩn đã xây dựng để xác định bề dày thực tế của 5 tấm nhôm, 2 tấm sắt và 2 tấm PMMA với các bề dày khác nhau. Kết quả tính toán bề dày, sai số và độ lệch tương đối của phép đo với mỗi vật liệu được trình bày chi tiết trong Bảng 2. Kết

quả cho thấy độ lệch dưới 4% với tất cả mẫu nhôm và một mẫu PMMA, các mẫu sắt và mẫu PMMA còn lại có độ lệch trên 5%, trong đó có độ lệch lớn nhất là 9,23% ở mẫu sắt có bề dày 20,27 mm. Nguyên nhân dẫn đến độ lệch lớn ở một số mẫu đo sắt hay PMMA có thể là do sự không đồng đều về cấu trúc và bề dày của các mẫu vật liệu dẫn đến kết quả đo bị ảnh hưởng.

Bảng 2. Bề dày dự đoán của các mẫu nhôm, sắt và PMMA sử dụng phương pháp đường chuẩn tuyến tính và mô hình học máy tối ưu trong kỹ thuật gamma truyền qua

Vật liệu	Bề dày tham khảo (mm)	Bề dày dự đoán từ LCCs (mm)	RD (%)	Bề dày dự đoán từ mô hình học máy (mm)	RD (%)	Sai số phép đo (mm)
Nhôm	20,33	21,11	3,89	20,21	0,60	1,16
	25,07	25,87	3,18	25,10	0,13	1,19
	30,17	31,25	3,58	30,96	2,60	1,23
	35,22	34,25	2,76	34,28	2,66	1,25
	40,11	39,08	2,57	39,60	1,26	1,29
Sắt	20,27	18,40	9,23	18,62	8,11	0,53
	30,15	28,59	5,17	30,77	2,04	0,67
PMMA	39,78	40,39	1,53	40,73	2,39	2,54
	50,21	54,68	8,90	55,18	9,90	2,65

Khoảng bề dày đo được theo các giá trị sai số mong muốn cho ba vật liệu nhôm, sắt và PMMA cũng được tính toán theo các giá trị thu từ các đường chuẩn ở trên và thể hiện ở Hình 6. Với hệ đo được sử dụng trong nghiên cứu và giá trị sai số mong muốn là dưới 5%, chúng tôi tính toán khoảng bề dày đo được với nhôm là 23,60mm – 320mm, sắt là 8,82mm – 106,71mm, PMMA là 51,59mm.



Hình 6. Khoảng bề dày đo được của nhôm, PMMA và sắt theo sai số của phép đo

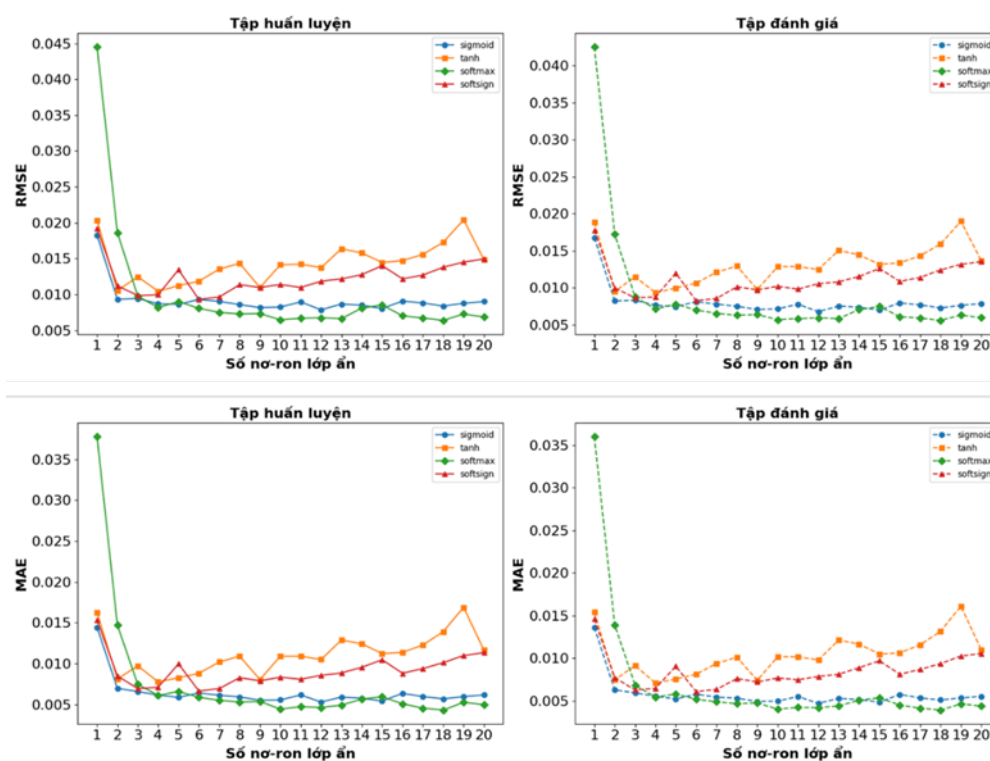
3.2. Tối ưu hóa mô hình học máy và đánh giá kết quả dự đoán bề dày vật liệu từ mô hình tối ưu với phương pháp đường chuẩn

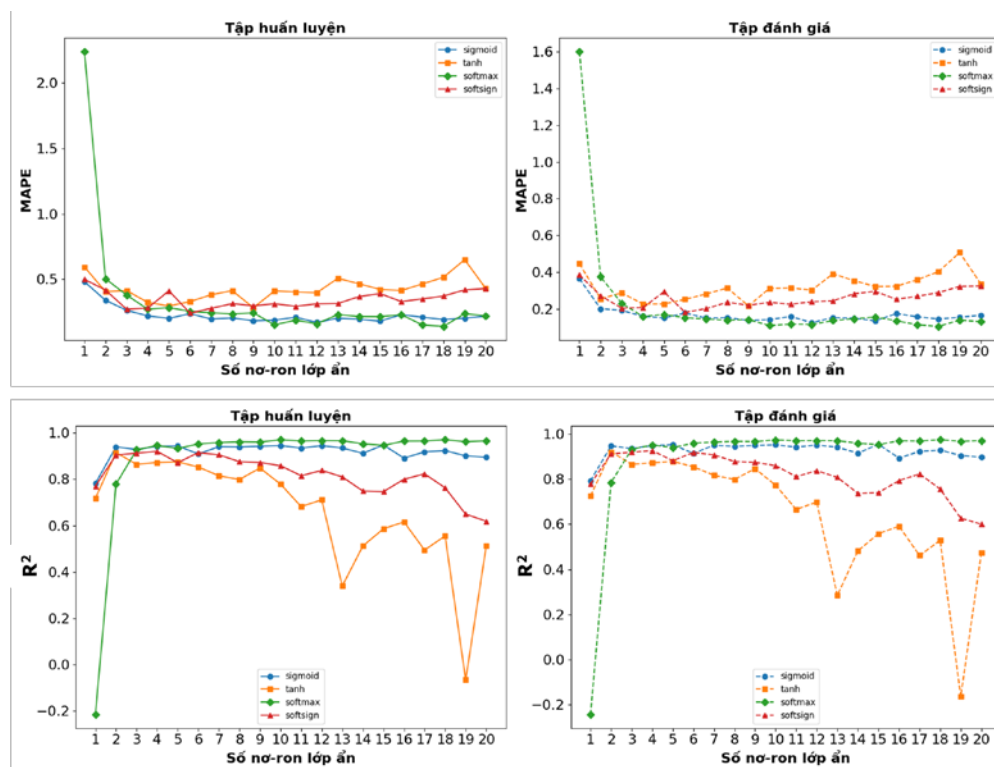
Mô hình tối ưu được xác định dựa trên hàm kích hoạt, số nơron của lớp ẩn để các chỉ số đạt giá trị tốt nhất. Hình 7 cho thấy kết quả đánh giá ở cả hai tập huấn luyện và mô phỏng

cho các chỉ số. Các giá trị RMSE, MABE, MAPE và R^2 có sự ổn định nhất với hàm kích hoạt Softmax so với các hàm còn lại. Trong đó ba chỉ số RMSE, MABE, MAPE đạt giá trị nhỏ nhất và R^2 tiến gần bằng 1,0 nhất tại số nơ-ron lớp ẩn là 10. Khi tiếp tục tăng số nơ-ron lớp ẩn lên thì giá trị của các đại lượng này thay đổi không đáng kể. Vì vậy, chúng tôi chọn hàm Softmax và số nơ-ron lớp ẩn là 10 cho mô hình dự đoán. Chúng tôi cũng tối ưu hóa thời gian huấn luyện mô hình qua việc giảm số vòng huấn luyện (epoch) để đạt giá trị hàm mất mát ở ngưỡng là 10^{-6} trong thời gian nhanh nhất. Các thông số của mô hình học máy tối ưu được dùng để dự đoán bề dày vật liệu cho kỹ thuật gamma truyền qua được trình bày trong Bảng 3.

Bảng 3. Thông số của mô hình học máy được tối ưu để dự đoán bề dày vật liệu

Các thông số mô hình	Giá trị tối ưu
Số nơ-ron trong lớp đầu vào	2
Số lớp ẩn	1
Số nơ-ron trong lớp ẩn	10
Số nơ-ron trong lớp đầu ra	1
Hàm kích hoạt	Softmax
Tốc độ học	Từ 10^{-1} tại $MSE = 0.1$ đến 10^{-4} tại $MSE = 10^{-6}$
Số mẫu đưa vào mỗi vòng huấn luyện	62
Số vòng huấn luyện	1594



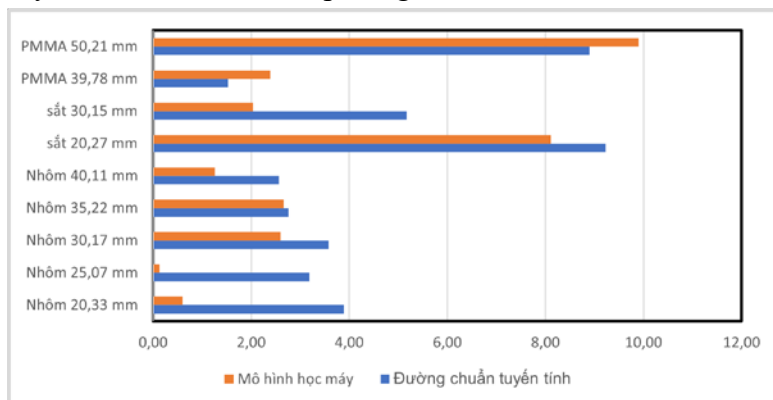


Hình 7. Sự thay đổi của các chỉ số thống kê RMSE, MAPE, R^2 theo số nơ-ron của lớp ẩn và các hàm kích hoạt ở các tập huấn luyện và tập đánh giá

Sử dụng mô hình đã tối ưu với các thông số trong Bảng 3, chúng tôi đánh giá độ tin cậy của mô hình dự đoán trên tập dữ liệu mô phỏng. Kết quả tính toán cho thấy độ lệch tương đối trung bình giữa bề dày dự đoán và bề dày tham khảo khoảng 2,23 % cho cả nhôm, sắt và PMMA trong khoảng bề dày từ 10mm-140mm, còn các bề dày dưới 10mm thì phần lớn có độ lệch trên 5%. Độ lệch cao ở những bề dày mỏng này có thể được giải thích là do chúng nằm ngoài khoảng bề dày đo được ứng với sai số phép đo dưới 5% được suy ra trong phần 3.1. Tuy nhiên, có thể thấy rằng mô hình có khả năng dự đoán tốt với độ lệch trung bình khi dự đoán các khoảng bề dày trên 10 mm là tương đối thấp. Đây là cơ sở để chúng tôi tiến hành đánh giá mô hình qua dữ liệu thực nghiệm, từ đó kiểm chứng tính khả thi của mô hình khi áp dụng thực tế. Trong các nghiên cứu sắp tới, chúng tôi sẽ tăng cường dữ liệu huấn luyện mô hình cho vùng bề dày mỏng dưới 10 mm để tăng độ chính xác của mình.

Dữ liệu thực nghiệm của chín tấm vật liệu nhôm, sắt và PMMA được sử dụng đưa vào mô hình học máy đã tối ưu để đánh giá khả năng dự đoán bề dày của mô hình trong thực tế. Kết quả dự đoán bề dày từ mô hình và độ lệch so với giá trị tham khảo cho ba vật liệu được trình bày chi tiết trong Bảng 2, đồng thời các giá trị này cũng được so sánh với các giá trị tính từ phương pháp đường chuẩn trên Hình 8. Theo đó, đối với các tấm nhôm, tấm sắt có bề dày 30,15mm và tấm PMMA có bề dày 39,78mm, độ lệch tương đối trung bình tính từ mô hình học máy là khoảng 1,67% so với phương pháp đường chuẩn là 3,13%. Còn với hai mẫu sắt và PMMA còn lại, giá trị độ lệch từ mô hình học máy cho kết quả tương tự so với

phương pháp đường chuẩn (trên 8,0%). Cần chú ý rằng, so với các nghiên cứu trước (Huynh et al., 2022) sử dụng nguồn có hoạt độ khoảng 450 μ Ci, giá trị độ lệch của các phép đo ổn định trong khoảng dưới 4% có thể được xem là tốt do nguồn dùng trong nghiên cứu này có hoạt độ rất thấp (dưới 1 μ Ci). Từ đó, có thể thấy mô hình học máy đem đến một cách tiếp cận mới có độ chính xác cao khi đo bề dày các vật liệu sử dụng trong sản xuất và các công trình xây dựng. Tuy nhiên, mô hình học máy cần được tiếp tục cải tiến, tối ưu để dự đoán tốt hơn với các bề dày nhỏ dưới 10mm và áp dụng cho nhiều loại vật liệu khác nhau.



Hình 8. Độ lệch giữa bề dày tham khảo và dự đoán cho 9 mẫu vật liệu khi sử dụng đường chuẩn tuyến tính và mô hình học máy

4. Kết luận

Nghiên cứu của chúng tôi đã đề xuất cách tiếp cận mới sử dụng mô hình học máy để dự đoán bề dày của các vật liệu khác nhau trên cơ sở phép đo gamma truyền qua. Độ chính xác của cách tiếp cận được đánh giá qua dữ liệu thực nghiệm bằng cách so sánh bề dày dự đoán từ mô hình với bề dày tham khảo và bề dày dự đoán từ phương pháp đường chuẩn tuyến tính. Kết quả cho thấy khả năng ứng dụng của mô hình trong thực tế khi giá trị độ lệch giữa độ dày thực và dự đoán dưới 2%, so với giá trị dưới 3,5% cho 7/9 mẫu đo với nguồn sử dụng có hoạt độ rất thấp. Điều đó bước đầu khẳng định tính khả thi của cách tiếp cận đề xuất trong nghiên cứu này trong phép đo bề dày của các loại vật liệu khác nhau.

- ❖ **Tuyên bố về quyền lợi:** Các tác giả xác nhận hoàn toàn không có xung đột về quyền lợi.
- ❖ **Lời cảm ơn:** Nghiên cứu này được tài trợ bởi Nguồn ngân sách khoa học và công nghệ Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh trong đề tài mã số CS.2023.19.59 và đề tài sinh viên nghiên cứu khoa học năm 2024.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Dou, P., Zou, L., Wu, T., Yu, M., Reddyhoff, T., & Z. P. (2022). Simultaneous measurement of thickness and sound velocity of porous coatings based on the ultrasonic complex reflection coefficient. *NDT & E International*, 131, Article 102683. <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2022.102683>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Hoang, D. T., Huynh, D. C., Tran, T. T., & Chau, V. T. (2016). A study of the effect of Al₂O₃ reflector on response function of NaI(Tl) detector. *Radiation Physics and Chemistry*, 125, 88-93. <https://doi.org/10.1016/j.radphyschem.2016.03.020>
- Huang, Z., Zhu, J., Zhuo, L., Li, C., Liu, C., Hao, W., & X. W. (2022). Non-destructive evaluation of uneven coating thickness based on active long pulse thermography. *NDT & E International*, 130, 102672. <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2022.102672>
- Huseyin Sahiner, X. L. (2020). Gamma spectral analysis by artificial neural network coupled with Monte Carlo simulations. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 953, Article 163062. <https://doi.org/10.1016/j.nima.2019.163062>
- Huynh, D. C., Le, T. N. T., Le, H. M., Nguyen T. T. L., Hoang, D. T., & Tran, T. T. (2022). Thickness determination of material plates by gamma-ray transmission technique using calibration curves constructed from Monte Carlo simulation. *Radiation Physics and Chemistry*, 190. <https://doi.org/10.1016/j.radphyschem.2021.109821>
- Huynh, D. C., Truong, T. S., Le, T. N. T., Nguyen, T. T. L., Le, H. M., & Hoang, D. T. (2023). Thickness measurement of material plates using low-activity sources with various energies in gamma-ray transmission technique. *Applied Radiation and Isotopes*, 194. <https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2023.110729>
- Kanja, J., Mills, R., Li, X., Brunskill, H., Hunter, A. K., & Dwyer-Joyce, R. S. (2021). Non-contact measurement of the thickness of a surface film using a superimposed ultrasonic standing wave. *Ultrasonics*, 110, Article 106291. <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2020.106291>
- Song, J., Guo, D., Jia, J., & S. T. (2022). A new on-line ultrasonic thickness monitoring system for high-temperature pipes. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 199, Article 104691. <https://doi.org/10.1016/j.ijpvp.2022.104691>
- Nguyen, V. H., Chuong, H. D., Thanh, T. T., & Chau, V. T. (2018). New method for processing gamma backscattering spectra to estimate saturation depth and to determine thickness of aluminum and steel materials. *Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry*, 315(1), 293-298. <https://doi.org/10.1007/s10967-017-5667-0>.
- Smolensky, P., Chauvin, Y., & Rumelhart, D. E. (1995). *Backpropagation: Theory, architectures, and applications*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Truong, T. S., Huynh, D. C., & Dinh, H. T. (2021). An artificial neural network based approach for estimating the density of liquid applied in gamma transmission and gamma scattering techniques. *Applied Radiation and Isotopes*, 169, Article 109570. <https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2020.109570>
- Xue, Z., Fan, M., Cao, B., & Wen, D. (2021). Enhancement of thickness measurement in eddy current testing using a log-log method. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 40(2), 1-10. <https://doi.org/10.1007/s10921-021-00773-x>

APPLICATION OF MACHINE LEARNING IN PREDICTING THE THICKNESS OF MATERIAL PLATES BASED ON THE GAMMA TRANSMISSION TECHNIQUE

Tran Vu Thien An, Nguyen Thinh, Nguyen Thi Tuong Vy, Nguyen Thanh Dat*

Ho Chi Minh City University of Education, Vietnam

**Corresponding author: Nguyen Thanh Dat – Email: datnth@hcmue.edu.vn*

Received: May 14, 2024; Revised: October 24, 2024; Accepted: November 05, 2024

ABSTRACT

This study proposes an approach using machine learning to predict the thickness of material plates based on the gamma transmission technique. First, the data generated from the Monte Carlo simulation was utilized to train and optimize the machine learning model. Then, the experimental ratio R corresponding to different thicknesses of aluminum, PMMA, and iron plates will be input into the optimal model to predict the thickness. The predicted thicknesses of material plates from the linear calibration curves (LCCs) constructed from simulation data are compared with the predictions from the ML model to evaluate the reliability of this approach. The results obtained for seven of nine samples show that the average relative deviation between the reference thickness values and those predicted by the ML model is less than 2%, while it is about 4% when the LCCs are used. This is the basis for further applications of machine learning to predict the thickness of various materials.

Keywords: gamma transmission; machine learning; Monte Carlo simulation; MLP-ANN; NaI(Tl); thickness