Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ – Natural Sciences 2024, 8(3):3050-3062

Open Access Full Text Article

Bài nghiên cứu

Xây dựng mô hình mạng neuron nhân tạo để dự đoán mật độ của các vật liệu polymer trong phép đo gamma tán xạ và gamma truyền qua

Trương Thành Sang[1,2,3], Nguyễn Huỳnh Duy Khang[1], Huỳnh Đình Chương[2,3], Lê Thị Ngọc Trang[2,3,4], Nguyễn Thị Trúc Linh[2,3,4], Nguyễn Thành Đạt[1,3,4], Hoàng Đức Tâm[1,*]

[1]*Khoa Vật lý, Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam*

[2]*Phòng thí nghiệm Kỹ thuật Hạt nhân, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam*

[3]*Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam*

[4]*Khoa Vật lý và Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam*

Liên hệ

Hoàng Đức Tâm, Khoa Vật lý, Trường Đại học Sư phạm Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

Email: tamhd@hcmue.edu.vn

Lịch sử

- Ngày nhận: 13-12-2023
- Ngày chấp nhận: 02-8-2024
- Ngày đăng: 30-9-2024

DOI :

https://doi.org/10.32508/stdjns.v8i3.1338

Check for updates

Bản quyền

© ĐHQG Tp.HCM. Đây là bài báo công bố mở được phát hành theo các điều khoản của the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

TÓM TẮT

Bài báo trình bày một cách tiếp cận mới sử dụng mạng neuron nhân tạo (ANN) để dự đoán mật độ của vật liệu polymer, dựa trên dữ liệu đầu vào thu được từ phép đo gamma truyền qua và gamma tán xạ. Bên cạnh thông tin về mật độ mẫu, cách tiếp cận mới này còn cho phép có thể dò được các khuyết tật nếu có bên trong mẫu. Cách tiếp cận truyền thống trước đây trong vấn đề đo mật độ của vật liệu là xác định khối lượng và thể tích mẫu đo, khi đó mật độ đo được bằng cách này là mật độ trung bình của mẫu. Điều này có nghĩa rằng, không thể dò ra được khuyết tật bên trong mẫu dựa trên mật độ trung bình của mẫu mà không phải phá hủy nó. Khác với cách tiếp cận truyền thống, phương pháp xác định mật độ được đề xuất cho phép đo mật độ của vật liệu tại một vị trí xác định của mẫu, còn được gọi là mật độ cục bộ. Bằng cách này, có thể kiểm tra những khuyết tật bên trong mẫu mà không cần phá hủy nó. Để thực hiện được điều này, đầu tiên, dữ liệu sử dụng cho việc huấn luyện mô hình ANN được tạo ra bằng chương trình mô phỏng Monte Carlo. Các tham số của mô hình ANN được khảo sát để tìm kiếm cấu hình tối ưu cho bài toán đo mật độ polymer. Sau đó, dữ liệu thực nghiệm được đưa vào mô hình ANN tối ưu để dự đoán mật độ của 8 loại polymer, bao gồm polyoxymethylene (POM), Teflon (PTFE), polyvinylidene fluoride (PVDF), polyether ether ketone (PEEK), polybutylene terephthalate (PBT), acrylonitrile butadiene styrene (ABS), polyamide (PA) và polyurethane (PU). Kết quả cho thấy độ lệch tương đối giữa mật độ tham khảo và giá trị dự đoán là dưới 4%. Dựa trên các kết quả thu được này, có thể thấy rằng, phương pháp đề xuất là tin cậy và có tính khả thi cao khi áp dụng trong việc đo mật độ đối với các phép đo thực tế qua đó cung cấp thêm một giải pháp đo mật độ bên cạnh các phương pháp đã có trước đây.

MỞ ĐẦU

Vật liệu polymer ở dạng nhựa (plastic) đóng vai trò đặc biệt quan trọng trong nhiều lĩnh vực của đời sống. Ngoài việc sử dụng để chế tạo các vật dụng sử dụng trong đời sống hàng ngày, vật liệu polymer còn được ứng dụng trong kỹ thuật y sinh [1], chế tạo thiết bị máy bay[2], làm nguyên liệu phục vụ cho các thiết bị in 3D[3]. Ngày nay, có nhiều sản phẩm công nghiệp được tạo ra từ vật liệu polymer với hình dạng và kích thước đa dạng. Việc kiểm soát chất lượng sản phẩm là cần thiết để nâng cao hiệu quả sản xuất và đảm bảo an toàn khi sử dụng.

Mật độ là một thông số vật lý cơ bản và có thể được sử dụng như một chỉ số quan trọng để kiểm tra chất lượng của vật liệu polymer. Thực vậy, khi các khuyết tật (thí dụ như lỗ rỗng, vết nứt, bọt khí, nhiễm bẩn tạp chất) hiện diện bên trong mẫu polymer có thể dẫn đến thay đổi về mật độ. Ngoài ra, thành phần và cấu trúc hóa học của các phân tử polymer cũng có ảnh hưởng đến mật độ. Do đó, thông qua việc đo mật độ, có thể phát hiện được các khuyết tật hoặc các sai hỏng về thành phần và cấu trúc vi mô của vật liệu polymer[4]. Để đo mật độ của các vật thể làm bằng vật liệu polymer, phương pháp đơn giản nhất là tính tỉ số giữa khối lượng và thể tích của mẫu. Tuy nhiên, phương pháp này không thể xác định mật độ cục bộ tại một vị trí bên trong mẫu mà không phá hủy mẫu. Mặt khác, trong các trường hợp mẫu có kích thước lớn và hình dạng phức tạp hoặc được gắn cố định với một vật liệu khác, việc đo chính xác khối lượng và thể tích của mẫu là khó khăn, thậm chí không thể thực hiện. Gần đây, phương pháp nổi từ[4,5] được đề xuất để xác định mật độ polymer. Phương pháp này yêu cầu các mẫu polymer phải được gia công thành dạng viên. Do đó, nó chỉ phù hợp để đo mật độ của các mẫu polymer nhỏ và đồng nhất trong phòng thí nghiệm.

Trong các nghiên cứu trước đây, chúng tôi đã ứng dụng phương pháp gamma truyền qua và gamma tán xạ để đo mật độ của các chất lỏng[6–8] và các loại vật liệu polymer[9]. Ưu điểm của hai phương pháp này là khả năng đo mật độ cục bộ bên trong mẫu mà vẫn

Trích dẫn bài báo này: Sang T T, Khang N H D, Chương H D, Trang L T N, Linh N T T, Đạt N T, Tâm H D. **Xây dựng mô hình mạng neuron nhân tạo để dự đoán mật độ của các vật liệu polymer trong phép đo gamma tán xạ và gamma truyền qua**. *Sci. Tech. Dev. J. - Nat. Sci.* 2024; 8(3):3050-3062.

đảm bảo tính toàn vẹn của mẫu. Trong trường hợp mẫu là những tấm hoặc thanh polymer có kích thước lớn, các phương pháp gamma truyền qua và gamma tán xạ có thể được ứng dụng để kiểm tra sự phân bố mật độ tại những vị trí khác nhau bằng cách dịch chuyển hệ đo tới vị trí tương ứng bên trong mẫu. Điều này cho phép phát hiện các sai hỏng hoặc khuyết tật trong mẫu. Hơn nữa, hệ đo được thiết lập đơn giản, dễ dàng di chuyển và có thể hoạt động trong các điều kiện môi trường khác nhau. Do đó, phương pháp gamma truyền qua và gamma tán xạ là giải pháp phù hợp và có triển vọng ứng dụng rộng rãi trong các quá trình kiểm soát chất lượng của các sản phẩm polymer. Tuy nhiên, việc sử dụng các phương pháp này có thể gây ra những lo ngại về rủi ro liên quan đến phóng xạ.

Linh và cộng sự[9] đã phát triển các cấu hình gamma truyền qua và gamma tán xạ không sử dụng ống chuẩn trực để đo mật độ của các thanh polymer. Khi không có các ống chuẩn trực, hiệu suất ghi nhận bức xạ ở đầu dò được tăng cường, do đó phép đo có thể được thực hiện với các nguồn phóng xạ có hoạt độ thấp. Điều này mang lại lợi ích đáng kể trong việc giảm chi phí chế tạo hệ đo và hạn chế các rủi ro phóng xạ. Một điểm đáng chú ý khác trong nghiên cứu này là mật độ của mẫu polymer được xác định dựa trên các đường chuẩn tuyến tính. Tuy nhiên, cách tiếp cận này có hạn chế là đường chuẩn chỉ được xây dựng dựa trên mối liên hệ giữa mật độ và tỉ số R. Trong khi đó, sự ảnh hưởng của thành phần hóa học (thể hiện thông qua hệ số suy giảm khối, MAC) chưa được xem xét. Điều này có thể làm giảm độ chính xác của kết quả đo. Lưu ý rằng, do sự đóng góp của các photon tán xạ nhiều lần trong phép đo gamma tán xạ và các photon tán xạ góc nhỏ trong phép đo gamma truyền qua, mối liên hệ giữa tỉ số R, MAC và mật độ của mẫu trở nên phức tạp và không thể mô tả bằng công thức lý thuyết ở dạng tường minh. Điều này gây ra khó khăn cho việc đánh giá một cách toàn diện về ảnh hưởng của các đại lượng khác nhau lên kết quả đo. Do đó, việc tìm kiếm một cách tiếp cận mới để xác định chính xác mật độ mà không cần biết rõ mối liên hệ với các đại lượng đầu vào là cần thiết.

Mạng neuron nhân tạo được sử dụng rộng rãi trong nhiều nghiên cứu gần đây do những đặc điểm ưu việt của nó trong việc giải các bài toán đa biến[10–12]. Bằng cách huấn luyện mô hình dựa trên những dữ liệu thu thập từ trước, mô hình ANN đã huấn luyện có khả năng dự đoán kết quả chính xác ở đầu ra mà không cần hiểu biết về mối liên hệ với các biến đầu vào. Do đó, bài báo này trình bày việc xây dựng mô hình ANN để dự đoán mật độ của mẫu polymer dựa trên các dữ liệu đầu vào thu thập từ phép đo gamma truyền qua và gamma tán xạ. Một trong những yêu cầu quan trọng để áp dụng hiệu quả mô hình ANN là tập dữ liệu sử dụng cho quá trình huấn luyện phải đủ lớn. Điều này có thể khó khăn nếu chỉ thu thập dữ liệu từ thực nghiệm. Để khắc phục vấn đề này, phương pháp Monte Carlo được sử dụng để tạo dữ liệu mô phỏng có khả năng thay thế cho dữ liệu thực nghiệm. Ưu điểm của cách tiếp cận này là có thể tạo ra được tập dữ liệu đủ lớn đáp ứng cho dữ liệu đầu vào của mô hình ANN. Nhìn chung, việc sử dụng mô phỏng Monte Carlo mang lại những nhiều lợi ích như tiết kiệm chi phí chuẩn bị mẫu chuẩn, dễ dàng điều chỉnh các thông số trong hình học đo và giảm sai số của phép đo do các loại sai số hệ thống liên quan đến thực nghiệm được loại bỏ. Kết quả mật độ dự đoán bằng mô hình ANN đã được so sánh với mật độ thực tế để đánh giá tính hiệu quả của cách tiếp cận đề xuất.

MẠNG NEURON NHÂN TẠO

Dữ liệu mô phỏng Monte Carlo

Phép đo mật độ polymer dựa trên sự thay đổi của cường độ chùm tia truyền qua hay tán xạ khi có sự thay đổi của mật độ. Các nghiên cứu trước đây đã chỉ ra rằng, khi mật độ thay đổi, cường độ chùm tia có thể giảm đối với phép đo truyền qua và có thể tăng (và sau đó đạt giá trị bão hòa) với phép đo tán xạ. Đây chính là cơ sở cho phép đo mật độ của vật liệu polymer. Trên thực tế sự biến thiên của cường độ đỉnh phổ mang tính quy luật và vì vậy có thể sử dụng thông số này trong huấn luyện mô hình học máy. Tuy vậy, có một điểm đặc biệt trong cách triển khai, đó là dữ liệu mô phỏng được sử dụng để huấn luyện. Sau đó mô hình đã được huấn luyện này được sử dụng để dự đoán mật độ polymer dựa trên phổ thực nghiệm. Cần chú ý rằng mặc dù đã tối ưu mô hình mô phỏng Monte Carlo sao cho phổ mô phỏng thu được phù hợp với phổ thực nghiệm như về dạng đáp ứng phổ, tuy vậy thực tế vẫn cho thấy rằng cường độ đỉnh phổ (cũng chính là diện tích đỉnh phổ tán xạ hoặc truyền qua) vẫn có một sự khác biệt giữa mô phỏng và thực nghiệm. Điều này dẫn đến hệ quả là nếu dùng dữ liệu cường độ phổ thu được từ mô phỏng để huấn luyện mô hình, sau đó sử dụng cường độ phổ thu được từ thực nghiệm có thể mật độ dự đoán được sẽ không chính xác. Do vậy cần phải đưa ra một đại lượng sao cho có sự phù hợp giữa mô phỏng và thực nghiệm. Các nghiên cứu trước đây[8,9] đều chỉ ra rằng tỉ số R là một đại lượng phù hợp, được định nghĩa như sau:

Đối với phép đo tán xạ, tỉ số R_{Scat} được định nghĩa:

$$R_{scat} = \frac{N_{Scat}^{Poly}}{N_{Scat}^{Ref}} \quad (1)$$

trong đó:

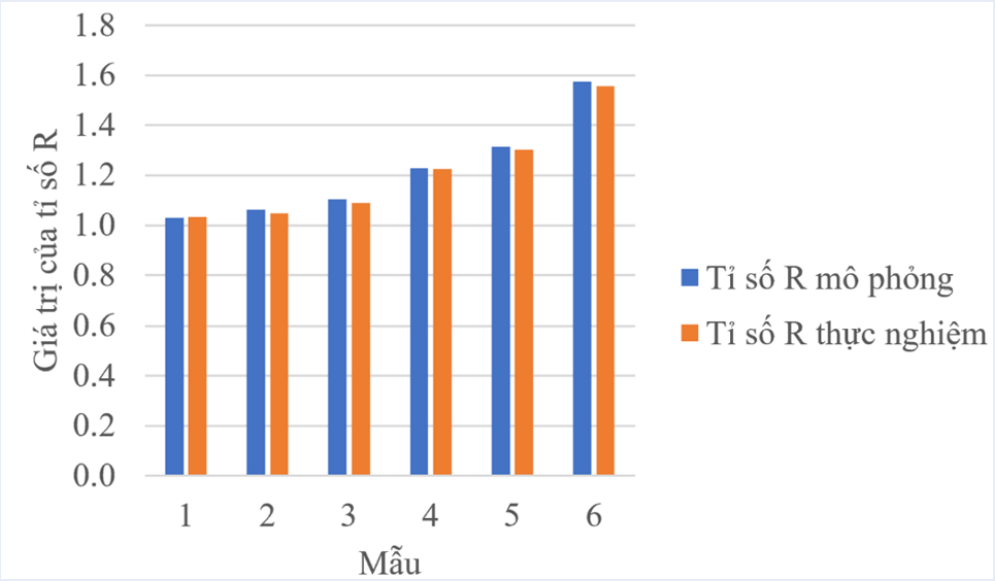
N_{Scat}^{Poly}: diện tích đỉnh tán xạ đối với mẫu polymer cần xác định mật độ.
N_{Scat}^{Ref}: diện tích của đỉnh tán xạ đối với mẫu polymer được chọn làm mẫu tham chiếu.
Đối với phép đo truyền qua, tỉ số R_{Trans} được xác định như sau:

$$R_{Trans} = \frac{N_{Trans}^{Poly}}{N_{Trans}^{Air}} \quad (2)$$

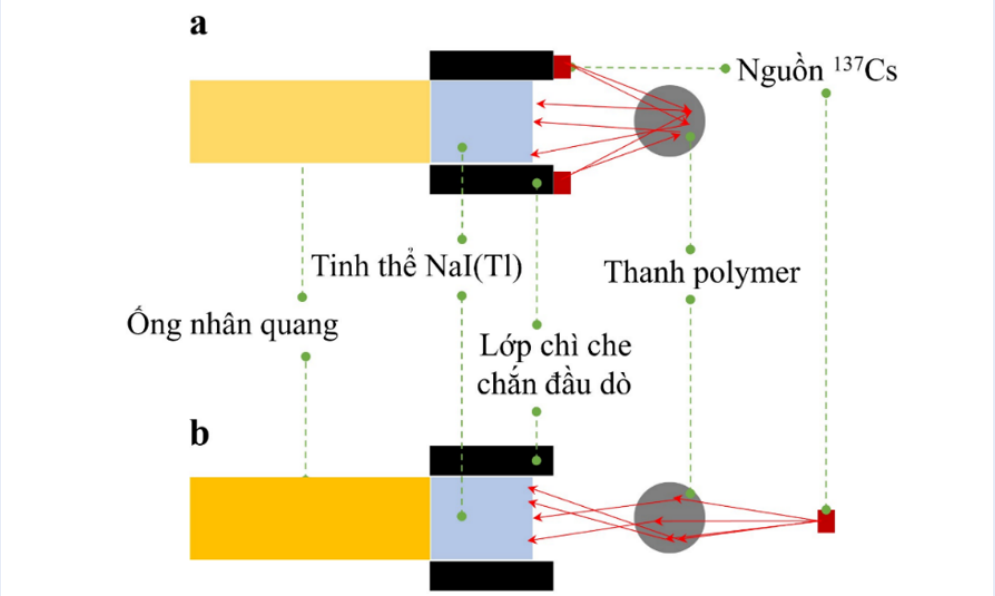
trong đó:
N_{Trans}^{Poly} là diện tích đỉnh truyền qua đối với mẫu polymer cần xác định mật độ.
N_{Trans}^{Air} là diện tích đỉnh truyền qua trong trường hợp phép đo không mẫu.
Để kiểm chứng sự phù hợp giữa thực nghiệm và mô phỏng, giá trị R_{Scat} và R_{Trans} giữa mô phỏng và thực nghiệm được so sánh. Hình 1 cho thấy độ lệch giữa giá trị R mô phỏng và R thực nghiệm là không đáng kể. Trong số sáu mẫu (được đánh số từ 1 đến 6) khảo sát, độ lệch tương đối nhỏ nhất là 0,27% và độ lệch lớn nhất là 1,52%. Kết quả này một lần nữa xác định rằng có thể sử dụng dữ liệu mô phỏng tỉ số R để huấn luyện mô hình thay thế cho dữ liệu thực nghiệm. Điều này giúp tiết kiệm đáng kể chi phí phép đo và rút ngắn được đáng kể thời gian thực hiện qua đó làm cho cách tiếp cận này trở nên khả thi nếu áp dụng trong thực tế.
Dữ liệu đầu vào dành cho huấn luyện mô hình mạng neuron nhân tạo là rất quan trọng. Nhìn chung, mô hình có thể hoạt động hiệu quả nếu tập dữ liệu đầu vào đủ lớn. Đây là vấn đề đặt ra thách thức khi tiếp cận sử dụng giải pháp học máy. Trong thực tế, việc tạo ra một tập dữ liệu đủ lớn để đảm bảo tính hiệu quả của mô hình là khó khả thi do làm tăng chi phí của nghiên cứu. Do vậy tiếp cận theo phương thức sử dụng dữ liệu mô phỏng Monte Carlo là một giải pháp cần được xem xét đến.
Dữ liệu sử dụng để huấn luyện mô hình mạng neuron được tạo ra từ mô phỏng Monte Carlo sử dụng chương trình MCNP6 [13]. Tổng số điểm dữ liệu của tập huấn luyện là 61 cho 25 loại polymer. Các loại polymer có thể có mật độ khác nhau tùy vào quá trình chế tạo.
Cách tiếp cận sử dụng dữ liệu mô phỏng giải quyết được hai vấn đề sau: thứ nhất, có thể tạo ra tập dữ liệu đủ lớn và vì vậy hoàn toàn đáp ứng cho yêu cầu của dữ liệu đầu vào. Thứ hai là sử dụng được cho nhiều mô hình thực nghiệm khác nhau. Điều này là do mô hình được xây dựng hoàn toàn bằng chương trình máy tính sử dụng MCNP6 và vì vậy tạo ra được sự linh hoạt khi áp dụng trong thực tế. Tuy có nhiều ưu điểm như vậy, nhưng vấn đề đặt ra của khi sử dụng dữ liệu mô phỏng để huấn luyện mô hình là dữ liệu mô phỏng cần có sự phù hợp với dữ liệu thực nghiệm. Do vậy, cần có sự đánh giá về tính phù hợp này trước khi sử dụng. Để làm được điều này, mô hình thí nghiệm bao gồm nguồn phóng xạ, cấu trúc đầu dò và bố trí thí nghiệm cần được tối ưu. Trong nghiên cứu trước đây, các thông số này đã được tối ưu [14]. Nguồn ^{137}Cs sử dụng trong mô phỏng với các tham số về mức năng lượng và hiệu suất phát được tham khảo từ cơ sở dữ liệu của phòng thí nghiệm Henri Becquerel. Quá trình mô phỏng sự tương tác của các photon đã được theo dõi cho đến khi chúng mất hết toàn bộ năng lượng hoặc ra khỏi vùng quan tâm. Để thực hiện được điều này, thư viện ENDF/B-VI.8 được sử dụng để lấy thông tin về tiết diện tương tác của photon với vật chất bao gồm các quá trình như quang điện, tán xạ (kết hợp và không kết hợp), tạo cặp và sự phát huỳnh quang sau tương tác. Giá trị cắt ngưỡng của photon là 1 keV.
Để thu được phổ phân bố năng lượng của photon bỏ lại trong thể tích hoạt động của đầu dò, "Tally F8" trong mã MCNP6 đã được sử dụng. Bên cạnh đó, thẻ FT8 GEB cũng được khai báo trong tập tin đầu vào để tạo sự giãn nở Gauss cho đỉnh phổ mô phỏng. Mỗi mô phỏng được chạy với số lịch sử hạt là 2 tỷ đối với cấu hình truyền qua và 12 tỷ đối với cấu hình tán xạ nhằm đảm bảo sai số tương đối của số đếm dưới đỉnh truyền qua và tán xạ nhỏ hơn 0,1%. Sau đó các phổ được phân tích và tính toán tỉ số R theo như công thức (1) và (2).

Cấu trúc mạng neuron nhân tạo

Như vậy có thể thấy rằng tỉ số R_{Scat} hay R_{Trans} thay đổi theo mật độ của polymer và vì vậy có thể sử dụng như một thông số đầu vào dành cho chương trình học máy. Bên cạnh đó, đối với một mức năng lượng xác định, hệ số suy giảm khối (MAC) cho từng loại polymer là khác nhau do thành phần hóa học và hàm lượng nguyên tố trong chúng khác nhau. Điều này gợi ý rằng có thể sử dụng MAC (tính bằng chương trình X-Com) như là một tham số đầu vào cho chương trình học máy.
Mô hình của mạng neuron nhân tạo được trình bày như trong Hình 3. Một cấu trúc mạng neuron điển hình gồm 3 lớp: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Trong mỗi lớp có thể có một hoặc nhiều neuron. Tùy vào sự phức tạp đối với yêu cầu đặt ra của bài toán mà mô hình ANN có thể có một hoặc nhiều lớp ẩn. Nhìn chung, không có một mô hình cụ thể với số lớp cũng như số neuron cho tất cả các yêu cầu đặt ra của các bài toán khác nhau. Vì vậy, với mỗi ứng dụng cụ thể, việc khảo sát tối ưu mô hình là bước quan trọng qua đó tìm được mô hình tối ưu. Trong khảo sát, mô hình mạng



Hình 1: So sánh giá trị R thu được từ mô phỏng và thực nghiệm



Hình 2: Minh họa sơ đồ bố trí thí nghiệm đo mật độ polymer kỹ thuật gamma tán xạ (a) và gamma truyền qua (b)

neuron truyền ngược được áp dụng để ước lượng mật độ của polymer. Đầu tiên thông tin từ neuron lớp đầu vào di chuyển một chiều qua các neuron lớp ẩn và sau đó là các neuron lớp đầu ra. Tất cả các neuron đều kết nối với nhau giữa các lớp, tuy vậy các neuron trong cùng một lớp thì không kết nối nhau.

Tổng kết lại, đã xác định mật độ polymer sử dụng ba mô hình học máy khác nhau với dữ liệu lớp đầu vào cho từng mô hình: (i) Mô hình 1: lớp đầu vào gồm hai neuron tương ứng với dữ liệu của R_{Scat} và MAC; (ii) Mô hình 2: lớp đầu vào gồm hai neuron tương ứng với dữ liệu của R_{Trans} và MAC; (iii) Mô hình 3: lớp đầu vào gồm ba neuron tương ứng với dữ liệu R_{Scat}, R_{Trans}, và MAC.

Với mỗi mô hình, sử dụng một lớp ẩn với số neuron lớp ẩn được khảo sát để tìm ra số neuron tối ưu trên cơ sở đánh giá các chỉ số thống kê RMSE, MABE, MAPE, R^2. Trong khảo sát, với 20 mô hình mạng neuron được khảo sát bằng cách thay đổi số lượng neuron của lớp ẩn. Lớp đầu ra: có một neuron, giá trị của neuron này là mật độ của polymer, khi nhập vào hệ số MAC và R ở đầu vào, mật độ polymer tương ứng được tính toán. Quá trình truyền giá trị từ đầu vào đến đầu ra gọi là feed forward. Thông qua các trọng số (W_i^k) thứ i của phân lớp thứ k. Trong quá trình huấn luyện, các trọng số này có thể được cập nhật giá trị sao cho đầu ra tối ưu với các giá trị tham khảo, bằng cách đánh giá các chỉ số thống kê. Mô tả chi tiết của cấu trúc một ANN được trình bày trong Hình 3a (Mô hình 1 và 2) và Hình 3b (mô hình 3).

Huấn luyện mạng neuron nhân tạo

Quá trình truyền về phía trước (Feed Forward): Đầu vào của mạng là giá trị R và MAC của polymer, thông qua các trọng số kết nối, giá trị từ đầu vào có thể thay đổi bởi các phép toán, các neuron có vai trò lưu và xử lý giá trị truyền đến, cũng chính là các phần tử của ma trận. Với sự phát triển của toán học trong giải ma trận và đại số tuyến tính, dựa trên các mô hình toán học giúp thao tác với các phần tử bên trong các ma trận một các tổng quát. Quá trình truyền giá trị bắt đầu từ lớp đầu vào, đến lớp ẩn, sau đó đến đầu ra được gọi là Feed Forward. Để tính toán mật độ của polymer, có thể rút gọn mô hình mạng neuron sau khi tối ưu, trong công thức (3).

$$\rho = Softsign\left((MAC,R).W^{T(1)} + b^{(1)}\right).W^{(2)T} + b^{(2)} \quad (3)$$

trong đó, MAC và tỉ số R là các giá trị đầu vào của lớp đầu vào; $WT^{(1)} + b^{(1)}$, lần lượt là ma trận trọng số và ma trận hằng số (bias) kết nối giữa đầu vào và lớp ẩn thứ nhất; $W^{(2)}T + b^{(2)}$, lần lượt là ma trận trọng số và bias kết nối giữa ở lớp ẩn và lớp đầu ra; ρ là mật độ tương ứng chỉ số MAC và tỉ số R của một polymer cụ thể.

Quá trình truyền ngược (Backpropagation) là quá trình mà dựa vào sự biến thiên của đầu ra theo đầu vào, bằng cách lấy đạo hàm của đầu ra trong công thức (3) theo biến đầu vào. Sau đó xây dựng hàm mất mát (loss function) để điều chỉnh các trọng số trong mô hình ANN bằng một số thuật toán như: Gradient Descent (GD), Stochastic Gradient Descent (SGD), Adaptive Moment Estimation (ADAM). Hiện nay, thuật toán tối ưu ADAM được sử dụng rất phổ biến trong huấn luyện mô hình mạng neuron. Trong khảo sát, thuật toán tối ưu ADAM (Adaptive Moment Estimation) được sử dụng để cập nhật các trọng số [15].

Trong quá trình huấn luyện mô hình ANN, để tránh các phần tử trong ma trận trọng số có giá trị lớn dẫn đến sự hồi quy quá khớp (overfitting) (nhược điểm mà hầu hết các mô hình mạng neuron đều muốn tránh để có thể dự đoán dữ liệu bổ sung nằm ngoài dữ liệu huấn luyện), một số các phương pháp được áp dụng như L1 Regularization, Dropout, Early Stopping, L2 Regularization. Cụ thể, đã sử dụng phương pháp L2 Regularization cho hàm mất mát. Công thức (4) mô tả hàm mất mát có áp dụng phương pháp L2 Regularization bằng cách thêm hằng số l với giá trị thay đổi từ 10^{-4} đến 10^{-2}.

$$L = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\rho_i - \rho_i^{pre}\right)^2 + \lambda|W|^2 \quad (4)$$

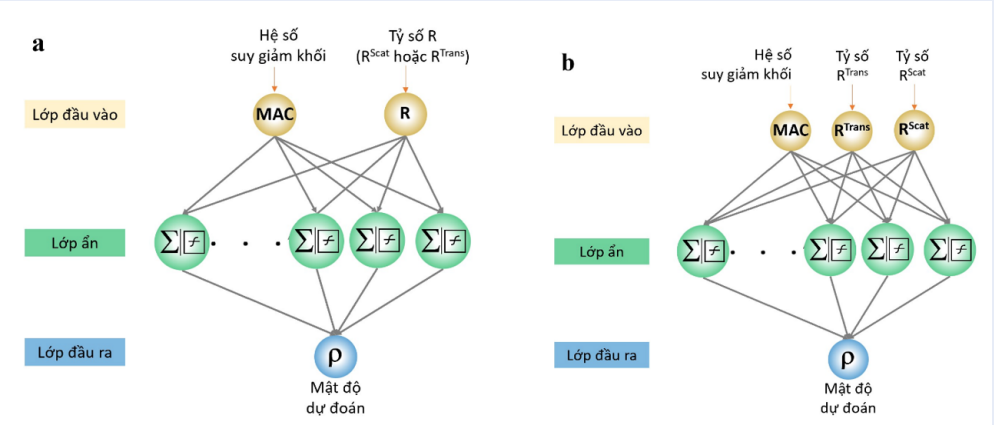
trong đó, ρ_i là mật độ của polymer thứ i và ρ_i^{pre} là mật độ dự đoán và N là số điểm dữ liệu.

Mô hình mạng neuron nhân tạo cho hai kỹ thuật khác nhau là kỹ thuật gamma tán xạ và kỹ thuật gamma truyền qua đã được áp dụng. Kết quả dự đoán của mật độ được sử dụng để đánh giá tính chính xác của mô hình. Do số neuron ở lớp đầu vào (2 hoặc 3 neuron) và lớp đầu ra (1 neuron) là không thay đổi do yêu cầu đặt ra của bài toán. Vì vậy, sự thay đổi số neuron từ 1 đến 20 trong lớp ẩn được khảo sát. Với mỗi lần thay đổi, giá trị của các tham số MAPE (mean absolute percentage error), RMSE (root mean square error), MABE (mean absolute bias error), và hệ số xác định R^2 sẽ được xác định theo các công thức bên dưới:

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\left(\frac{\rho_i^{ref} - \rho_i^{pre}}{\rho_i^{ref}}\right)\times 100\%\right| \quad (5)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\rho_i^{ref} - \rho_i^{pre}\right)^2\right]^{1/2} \quad (6)$$

$$MABE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\left(\rho_i^{ref} - \rho_i^{pre}\right)\right| \quad (7)$$



Hình 3: Cấu trúc của một mô hình ANN cho trường hợp với 2 neuron đầu vào (a) áp dụng cho mô hình 1 và 2 và với 3 neuron đầu vào (b) áp dụng cho mô hình 3.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\rho_i^{pre} - \rho_i^{ref}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(\rho^{\overline{pre}} - \rho_i^{ref}\right)^2} \quad (8)$$

ở đây ρ_i^{ref} và ρ_i^{pre} là mật độ tham khảo và mật độ dự đoán của vật liệu thứ i.

KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Xây dựng và tối ưu mô hình mạng neuron nhân tạo

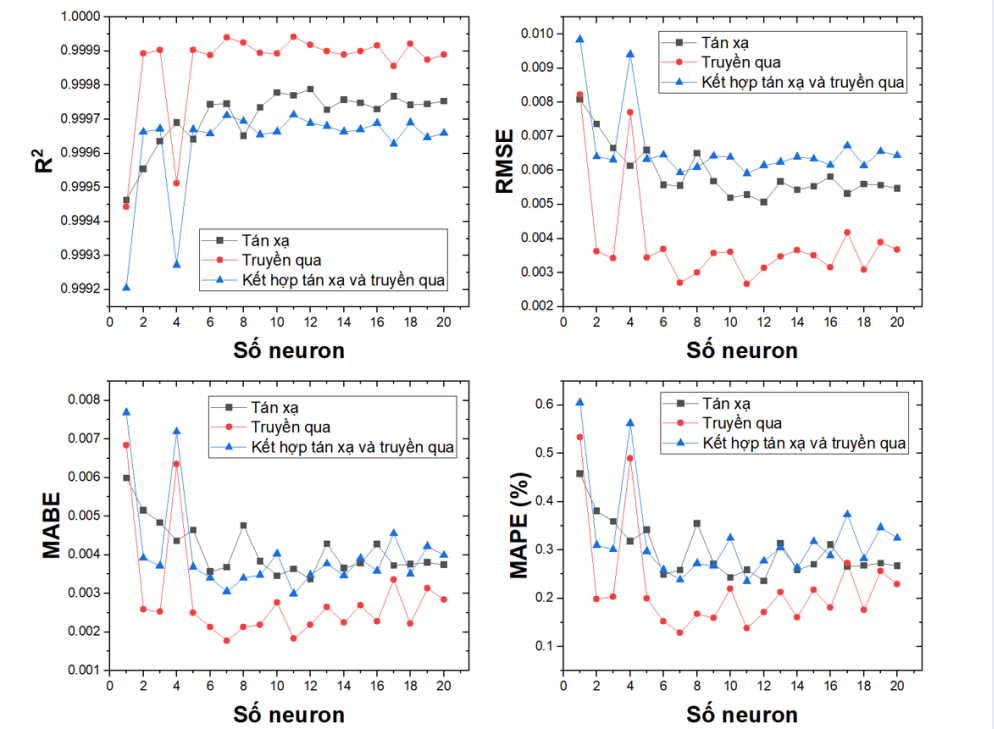
Mô hình tối ưu được lựa chọn dựa trên số neuron của lớp ẩn sao cho các chỉ số trong các công thức (5), (6), (7) và (8) là tốt nhất. Kết thu được cho cả ba mô hình 1, 2 và 3 được trình bày trên Hình 4.

Kết quả trên Hình 4 cho thấy khi số neuron của lớp ẩn bằng 12 cho phép đo tán xạ, bằng 7 cho phép đo truyền qua, và bằng 11 cho trường hợp kết hợp tán xạ và truyền qua, các giá trị RMSE, MAPE, MABE và R^2 gần như là tốt nhất. Khi tiếp tục tăng số neuron, giá trị của các đại lượng trên hầu như không thay đổi đáng kể. Do vậy chọn số neuron cho lớp ẩn là 7 cho phép đo truyền qua, 12 cho phép đo tán xạ và 11 cho phép đo kết hợp tán xạ và truyền qua. Tóm tắt cấu trúc các thông số của mô hình ANN tối ưu dùng để dự đoán mật độ polymer cho cả kỹ thuật gamma tán xạ và gamma truyền qua được trình bày trong Bảng 1. Sử dụng mô hình mạng neuron tối ưu với các thông số trình bày trong ảng 1, đã hiệu lực hóa mô hình bằng cách đánh giá khả năng dự đoán của nó với tập dữ liệu mô phỏng. Kết quả tính toán cho thấy với kỹ thuật gamma tán xạ, độ lệch tương đối giữa mật độ dự đoán và mật độ tham khảo là dưới 1%, trong khi đó, với kỹ thuật gamma truyền qua giá trị này là 0,6%. Kết quả này cho thấy rằng khả năng dự đoán của mô hình hứa hẹn mang lại độ chính xác cao. Lưu ý, để đạt được kết quả rất tốt này, ngoài lý do chính là dữ liệu mô phỏng có tính ổn định cao khi không bị ảnh hưởng của các yếu tố từ bên ngoài như sự thay đổi của nhiệt đô môi trường, sự nóng lên của hệ đo khi đo thời gian dài, quá trình tán xạ của photon trên các vật cản xung quanh hệ đo. Kết quả này là cơ sở để có thể đánh giá mô hình sử dụng dữ liệu thực nghiệm vốn bị ảnh hưởng bởi các yếu tố môi trường và từ đó kiểm chứng tính khả thi của mô hình khi triển khai áp dụng trong thực tế.

Kết quả dự đoán mật độ polymer sử dụng dữ liệu thực nghiệm

Trên thực tế, một mô hình mạng neuron trở nên khả thi khi nó có khả năng dự đoán chính xác giá trị của đại lượng cần tìm khi dữ liệu đầu vào là dữ liệu thực nghiệm. Kết quả dự đoán mật độ của tám loại polymer (đối với kỹ thuật gamma tán xạ) và chín loại polymer (đối với kỹ thuật gamma truyền qua) được trình bày trong Hình 5 cùng kết quả chi tiết được trình bày trong các Bảng 2, 3 và 4. Theo đó, đối với kỹ thuật gamma tán xạ, độ lệch tương đối trung bình nhỏ nhất là 0,24% và lớn nhất là 2,90%. Với kỹ thuật gamma truyền qua, giá trị độ lệch tương đối trung bình nhỏ nhất và lớn nhất lần lượt là 0,46% và 2,31%. Trong khi đó, nếu kết hợp dữ liệu tán xạ và truyền qua, độ lệch tương đối trung bình nhỏ nhất là 0,06% và lớn nhất là 2,16%.

Nếu xét trên từng dữ liệu thực nghiệm cụ thể, độ lệch lớn nhất sẽ là 3,91% đối với kỹ thuật gamma tán xạ, 2,48% đối với kỹ thuật gamma truyền qua và 2,64%



Hình 4: Kết quả khảo sát các chỉ số RMSE, MAPE, MABE và R^2 theo số neuron của lớp ẩn

Bảng 1: Cấu trúc của mô hình mạng neuron tối ưu sử dụng trong hai kỹ thuật gamma tán xạ và gamma truyền qua

Các thông số mạng neuron	Gamma truyền qua	Gamma tán xạ	Kết hợp truyền qua và tán xạ
Số neuron trong lớp đầu vào	2	2	3
Số lớp ẩn	1	1	1
Số neuron trong lớp ẩn	7	12	11
Số neuron trong lớp đầu ra	1	1	1
Hàm kích hoạt	Softsign	Softsign	Softsign

khi kết hợp cả hai kỹ thuật. Cần chú ý rằng, đối với các phép đo mật độ sử dụng phương pháp gamma truyền qua và gamma tán xạ, giá trị độ lệch dưới 4% có thể được xem là tốt khi so sánh với cùng phương pháp đã áp dụng trên đối tượng khác trước đây như là chất lỏng[8] với độ lệch vào khoảng 5–9%. Có thể thấy rằng, việc sử dụng mô hình mạng neuron nhân tạo trong việc dự đoán mật độ của các loại polymer mang đến một giải pháp tiếp cận mới trong vấn đề xác định mật độ.

Sự khác biệt trong việc dự đoán khi sử dụng dữ liệu thu được trong cả 3 mô hình đều có độ chênh lệch không đáng kể. Vì vậy có thể thấy rằng, trong bài toán đo mật độ sử dụng cách tiếp cận học máy, sử dụng dữ liệu thu được từ kỹ thuật truyền qua, tán xạ hay kết hợp cả hai đều cho kết quả gần như là tương đương. Ý nghĩa của kết quả là có thể sử dụng nhiều cách tiếp cận khác nhau tùy thuộc vào điều kiện thực tế của phòng thí nghiệm mà vẫn mang lại kết quả tương đối chính xác. Kết quả này có thể cung cấp thêm một giải pháp khác có độ chính xác cao trong việc đo mật độ của các loại polymer được sử dụng phổ biến trong đời sống.

KẾT LUẬN

Bài báo trình bày một cách tiếp cận mới, sử dụng mô hình mạng neuron nhân tạo để dự đoán mật độ của các mẫu polymer dạng trụ, dựa trên dữ liệu đầu vào thu thập từ các phép đo gamma tán xạ và gamma

Bảng 2: Mật độ dự đoán sử dụng mô hình mạng neuron tối ưu trong kỹ thuật gamma tán xạ

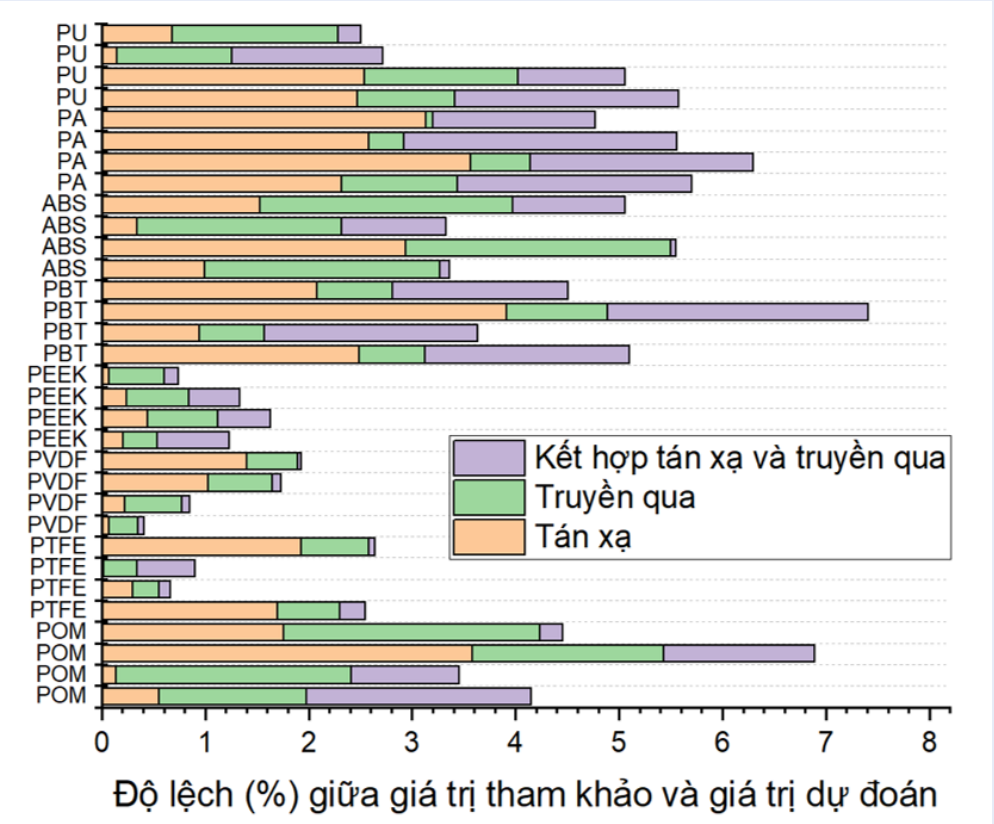
Mẫu polymer	Công thức hóa học	Mật độ tham khảo ($g\,cm^{-3}$)[9]	Mật độ dự đoán ($g\,cm^{-3}$)	RD (%)	RD trung bình (%)
Polyoxymethylene (POM)	$(C_{12}H_{12}O_4)_n$	1,401	1,392	0,55	1,51
		1,401	1,402	0,14	
		1,401	1,350	3,58	
		1,401	1,375	1,76	
Teflon (PTFE)	$(C_2F_4)_n$	2,161	2,197	1,70	0,99
		2,161	2,166	0,30	
		2,161	2,160	0,02	
		2,161	2,118	1,93	
Polyvinylidene Fluoride (PVDF)	$(C_2H_2F_2)_n$	1,776	1,779	0,07	0,68
		1,776	1,784	0,22	
		1,776	1,798	1,03	
		1,776	1,755	1,40	
Polyether Ether Ketone (PEEK)	$(C_{19}H_{12}O_3)_n$	1,301	1,297	0,21	0,24
		1,301	1,294	0,44	
		1,301	1,297	0,24	
		1,301	1,299	0,07	
Polybutylene Terephthalate (PBT)	$(C_{12}H_{12}O_4)_n$	1,312	1,277	2,49	2,35
		1,312	1,322	0,94	
		1,312	1,259	3,91	
		1,312	1,283	2,08	
Acrylonitrile Butadiene Styrene (ABS)	$(C_8H_8{\cdot}C_4H_6{\cdot}C_3I$	1,028	1,040	0,99	1,45
		1,028	1,060	2,94	
		1,028	1,026	0,34	
		1,028	1,046	1,53	
Polyamide (PA)	$(C_{12}H_{22}N_2O_2)_n$	1,075	1,045	2,32	2,90
		1,075	1,032	3,56	
		1,075	1,042	2,58	
		1,075	1,037	3,13	
Polyurethane (PU)	$(C_{27}H_{36}N_2O_{10})_n$	1,104	1,127	2,47	1,46
		1,104	1,128	2,54	
		1,104	1,102	0,15	
		1,104	1,107	0,68	

Bảng 3: Mật độ dự đoán của vật liệu polymer sử dụng mô hình mạng neuron tối ưu trong kỹ thuật gamma truyền qua

Mẫu polymer	Công thức hóa học	Mật độ tham khảo (g cm^{-3})[9]	Mật độ dự đoán (g cm^{-3})	RD (%)	RD trung bình (%)
Polyoxymethylene (POM)	$(C_{12}H_{12}O_4)_n$	1,382	1,360	1,43	2,01
		1,426	1,398	2,27	
		1,410	1,384	1,85	
		1,457	1,424	2,48	
Teflon (PTFE)	$(C_2F_4)_n$	2,154	2,163	0,60	0,46
		2,147	2,155	0,25	
		2,171	2,177	0,32	
		2,144	2,154	0,65	
Polyvinylidene Fluoride (PVDF)	$(C_2H_2F_2)_n$	1,792	1,785	0,28	0,49
		1,786	1,780	0,55	
		1,786	1,779	0,62	
		1,787	1,781	0,49	
Polyether Ether Ketone (PEEK)	$(C_{19}H_{12}O_3)_n$	1,310	1,314	0,33	0,53
		1,303	1,309	0,68	
		1,302	1,308	0,60	
		1,288	1,297	0,53	
Polyethylene (PE)	$(C_2H_4)_n$	0,955	0,937	2,37	2,00
		0,943	0,928	1,26	
		0,951	0,934	1,73	
		0,966	0,945	2,63	
Polybutylene Terephthalate (PBT)	$(C_{12}H_{12}O_4)_n$	1,302	1,292	0,63	0,74
		1,301	1,292	0,63	
		1,320	1,307	0,98	
		1,312	1,300	0,73	
Acrylonitrile Butadiene Styrene (ABS)	$(C_8H_8{\cdot}C_4H_6{\cdot}C_3H_3N$	1,019	1,043	2,28	2,31
		1,022	1,046	2,56	
		1,042	1,061	1,98	
		1,007	1,035	2,44	
Polyamide (PA)	$(C_{12}H_{22}N_2O_2)_n$	1,099	1,088	1,12	0,53
		1,094	1,084	0,58	
		1,054	1,054	0,34	
		1,050	1,051	0,07	
Polyurethane (PU)	$(C_{27}H_{36}N_2O_{10})_n$	1,126	1,141	0,94	1,28
		1,122	1,137	1,48	
		1,141	1,153	1,11	
		1,097	1,118	1,60	

Bảng 4: Mật độ dự đoán của vật liệu polymer sử dụng mô hình mạng neuron tối ưu kết hợp tán xạ và truyền qua

Mẫu polymer	Công thức hóa học	Mật độ tham khảo (g cm^{-3}) [9]	Mật độ dự đoán (g cm^{-3})	RD (%)	RD trung bình (%)
Polyoxymethylen (POM)	$(C_{12}H_{12}O_4)_n$	1,382	1,361	2,17	1,22
		1,426	1,398	1,04	
		1,410	1,385	1,46	
		1,457	1,426	0,22	
Teflon (PTFE)	$(C_2F_4)_n$	2,154	2,163	0,25	0,25
		2,147	2,156	0,11	
		2,171	2,178	0,56	
		2,144	2,154	0,06	
Polyvinylidene Fluoride (PVDF)	$(C_2H_2F_2)_n$	1,792	1,785	0,06	0,06
		1,786	1,780	0,08	
		1,786	1,779	0,08	
		1,787	1,781	0,04	
Polyether Ether Ketone (PEEK)	$(C_{19}H_{12}O_3)_n$	1,310	1,315	0,69	0,46
		1,303	1,309	0,51	
		1,302	1,308	0,49	
		1,288	1,297	0,14	
Polyethylene (PE)	$(C_2H_4)_n$	0,955	1,292	1,14	0,96
		0,943	1,292	1,15	
		0,951	1,307	0,68	
		0,966	1,300	0,88	
Polybutylene Terephthalate (PBT)	$(C_{12}H_{12}O_4)_n$	1,302	1,044	1,98	2,06
		1,301	1,046	2,06	
		1,320	1,061	2,52	
		1,312	1,035	1,70	
Acrylonitrile Butadiene Styrene (ABS)	$(C_8H_8{\cdot}C_4H_6{\cdot}C_3H$	1,019	1,088	0,09	0,56
		1,022	1,084	0,05	
		1,042	1,054	1,01	
		1,007	1,051	1,09	
Polyamide (PA)	$(C_{12}H_{22}N_2O_2)_n$	1,099	1,140	2,26	2,16
		1,094	1,137	2,16	
		1,054	1,152	2,64	
		1,050	1,118	1,57	
Polyurethane (PU)	$(C_{27}H_{36}N_2O_{10})_n$	1,126	1,361	2,17	1,22
		1,122	1,398	1,04	
		1,141	1,385	1,46	
		1,097	1,426	0,22	



Hình 5: Độ lệch giữa giá trị tham khảo và giá trị dự đoán khi sử dụng 3 mô hình tán xạ, truyền qua và kết hợp tán xạ - truyền qua

truyền qua. Kết quả thu được cho thấy mô hình ANN cung cấp kết quả dự đoán chính xác, với độ sai biệt giữa giá trị dự đoán và mật độ tham khảo là dưới 4% cho cả hai phương pháp gamma tán xạ và gamma truyền qua. Điều này cho thấycách tiếp cận để xuất là có tính khả thi trong việc xác định mật độ của các loại polymer và có triển vọng để ứng dụng trong thực tế.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Bộ Giáo dục và Đào tạo trong đề tài mã số B2023-SPS-09-VL.

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

MAC: Mass attenuation coefficient
ANN: Artificial Neural Network
GD: Gradient Descent
SGD: Stochastic Gradient Descent
ADAM: Adaptive Moment Estimation

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Nhóm tác giả cam kết không mâu thuẫn quyền lợi và nghĩa vụ của các thành viên.

ĐÓNG GÓP CỦA CÁC TÁC GIẢ

Trương Thành Sang xây dựng và tối ưu mô hình.
Nguyễn Huỳnh Duy Khang phân tích số liệu và góp ý bản thảo.
Huỳnh Đình Chương phân tích số liệu mô phỏng, sửa và góp ý bản thảo.
Lê Thị Ngọc Trang, Nguyễn Thị Trúc Linh, Nguyễn Thành Đạt thực hiện mô phỏng.
Hoàng Đức Tâm lên ý tưởng nghiên cứu, phân tích số liệu, viết bản thảo.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Behl M, Razzaq MY, Lendlein A. Multifunctional shape-memory polymers. Adv Mater. 2010;22(31):3388-410;PMID: 20574951. Available from: https://doi.org/10.1002/adma.200904447.
2. Jordan JL, Siviour CR, Foley JR, Brown EN. Compressive properties of extruded polytetrafluoroethylene. Polymer (Guildf). 2007;48(14):4184-95;Available from: https://doi.org/10.1016/j.polymer.2007.05.038.
3. Singh B, Kumar R, Chohan JS. Polymer matrix composites in 3D printing: A state of art review. Mater Today Proc [Internet]. 2019;33(xxxx):1562-7;Available from: https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.04.335.

4. Xie J, Zhao P, Zhang C, Fu J. Measuring densities of polymers by magneto-archimedes levitation. Polym Test [Internet]. 2016;56:308-13;Available from: http://dx.doi.org/10.1016/j.polymertesting.2016.10.032.
5. Xia N, Zhao P, Xie J, Zhang C, Fu J. Density measurement for polymers by magneto-Archimedes levitation: Simulation and experiments. Polym Test [Internet]. 2017;63:455-61;Available from: https://doi.org/10.1016/j.polymertesting.2017.09.014.
6. Chuong HD, Kim Anh NT, Sang TT, Ngoc Trang LT, Truc Linh NT, Dat NT. A study on the sensitivity of the measurement of liquid density at different scattering angles using a gamma scattering technique. Appl Radiat Isot [Internet]. 2021;176(July):109897;Available from: https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2021.109897.
7. Chuong HD, Hai Yen NT, My Le NT, Tam HD. Determining the density of liquid using gamma scattering method. Appl Radiat Isot [Internet]. 2020;163(November 2019):109197;Available from: https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2020.109197.
8. Chuong HD, Sang TT, Tam HD. Monte Carlo simulation combined with experimental measurements based on gamma transmission technique for determining the density of liquid. Radiat Phys Chem [Internet]. 2021;179(June 2020):109216;Available from: https://doi.org/10.1016/j.radphyschem.2020.109216.
9. Linh NTT, Trang LTN, Sang TT, Chuong HD, Tam HD. Combining Monte Carlo simulation and experimental data for determining the density of polymer materials in gamma scattering and gamma transmission measurements. J Radioanal Nucl Chem [Internet]. 2023;332(8):2929-43;Available from: https://doi.org/10.1007/s10967-023-08968-4.
10. Nazemi E, Aminipour M, Olfateh A, Golgoun SM, Davarpanah MR. Proposing an intelligent approach for measuring the thickness of metal sheets independent of alloy type. Appl Radiat Isot [Internet]. 2019;149(April):65-74;Available from: https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2019.03.023.
11. Shaban SE, Hazzaa MH, El-Tayebany RA. Applying Monte Carlo and artificial intelligence techniques for 235U mass prediction in samples with different enrichments. Nucl Instruments Methods Phys Res Sect A Accel Spectrometers, Detect Assoc Equip [Internet]. 2019;916:322-6;Available from: https://doi.org/10.1016/j.nima.2018.10.008.
12. Sang TT, An DH, Chuong HD, Hang NT, Nhat LD, Kim Anh NT,. ANN coupled with Monte Carlo simulation for predicting the concentration of acids. Appl Radiat Isot [Internet]. 2021;169(November 2020):109563;Available from: https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2020.109563.
13. Goorley T, James M, Booth T, Brown F, Bull J, Cox LJ, Features of MCNP6. Ann Nucl Energy [Internet]. 2016;87:772-83;Available from: http://dx.doi.org/10.1016/j.anucene.2015.02.020.
14. Chuong HD, Hung NQ, My Le NT, Nguyen VH, Thanh TT. Validation of gamma scanning method for optimizing NaI(Tl) detector model in Monte Carlo simulation. Appl Radiat Isot [Internet]. 2019;149:1-8;Available from: https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2019.04.009.
15. Kingma DP, Ba JL. Adam: A method for stochastic optimization. 3rd Int Conf Learn Represent ICLR 2015 - Conf Track Proc. 2015;1-15;.

Science & Technology Development Journal – Natural Sciences 2024, 8(3):3050-3062

Open Access Full Text Article

Research Article

An artificial neural network model was developed to predict the density of polymer materials used in gamma scattering and gamma transmission measurements

Truong Thanh Sang[1,2,3], Nguyen Huynh Duy Khang[1], Huynh Dinh Chuong[2,3,4], Le Thi Ngoc Trang[2,3,4], Nguyen Thi Truc Linh[2,3,4], Nguyen Thanh Dat[1,3,4], Hoang Duc Tam[1,*]

ABSTRACT

This paper presents a new approach using an artificial neural network (ANN) allows for the density of polymer materials based on input data obtained from gamma transmission and gamma scattering measurements. Besides the results of sample density, this approach also allows for the detection of any defects inside the sample. The conventional method for measuring material density involves determining the mass and volume of a sample, and the density measured in this way is the average density of the sample. This means that it is not possible to detect defects within the sample based on average density without destroying it. Unlike the conventional approach, this proposed method allows for the measurement of the detection of a material at a specified location of the sample, known as the local density. This allows for the detection of defects inside the sample without destroying it. To achieve this, the data used to train the ANN model, were generated using a Monte Carlo simulation. The parameters of the ANN model were investigated to find the optimal configuration for predicting the density of polymer materials. The experimental data was fed into the optimal ANN model to predict the density of 8 types of polymers, including polyoxymethylene (POM), Teflon (PTFE), polyvinylidene fluoride (PVDF), polyether ether ketone (PEEK), polybutylene terephthalate (PBT), acrylonitrile butadiene styrene (ABS), polyamide (PA) and polyurethane (PU). The results showed that the relative deviation between the reference density and the predicted value was less than 4%. Based on these results, the proposed method is reliable and highly feasible when applied to measuring the density for actual measurements, providing an additional solution besides previously available methods.

Key words: gamma transmission, gamma scattering, Monte Carlo, artificial neural network, density, polymers

[1]*Faculty of Physics, Ho Chi Minh City University of Education, Vietnam*

[2]*Nuclear Technique Laboratory, University of Science, Ho Chi Minh City, Vietnam*

[3]*Vietnam National University Ho Chi Minh City, Vietnam*

[4]*Faculty of Physics and Engineering Physics, University of Science, Ho Chi Minh City, Vietnam*

Correspondence

Hoang Duc Tam, Faculty of Physics, Ho Chi Minh City University of Education, Vietnam

Email: tamhd@hcmue.edu.vn

History

- Received: 13-12-2023
- Accepted: 02-8-2024
- Published Online: 30-9-2024

DOI : https://doi.org/10.32508/stdjns.v8i3.1338

Check for updates

Copyright

© VNUHCM Press. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

VNUHCM PRESS

Cite this article : Sang T T, Khang N H D, Chuong H D, Trang L T N, Linh N T T, Dat N T, Tam H D. **An artificial neural network model was developed to predict the density of polymer materials used in gamma scattering and gamma transmission measurements**. *Sci. Tech. Dev. J. - Nat. Sci.* 2024, 8(3):3050-3062.