

Neural Network–Based Prediction of Mold Temperature Distribution Using a Cooling Layer During Cavity Heating in Injection Molding

Thi Phuong Linh Nguyen^{ID}, Tran Phu Nguyen^{*ID}
Ho Chi Minh City University of Technology and Engineering, Vietnam

*Corresponding author. Email: phunt@hcmute.edu.vn

ARTICLE INFO

Received: 18/12/2025
Revised: 13/01/2026
Accepted: 23/01/2026
Published: 28/02/2026

KEYWORDS

Injection molding;
Mold cavity heating;
Mold temperature distribution;
Artificial neural network model;
Random forest model.

ABSTRACT

In the injection molding of thin-walled plastic parts, premature solidification of the polymer melt upon contact with the relatively cold mold surface reduces cavity filling capability and adversely affects product quality. Therefore, proper control and distribution of mold cavity temperature during the heating stage play a crucial role in improving melt flow behavior without significantly extending the injection molding cycle. However, studies focusing on layered heating channels for mold cavities and the application of artificial intelligence methods for predicting temperature distribution remain limited. This study investigates the feasibility of using artificial neural networks (ANN) to predict the temperature distribution of an injection mold cavity equipped with a layered heating channel. Temperature data were collected during the mold heating process and used to develop and train an ANN model, which was further compared with a random forest model. When the number of neurons in the hidden layer was increased from 7 to 150, MSE decreased from 15.2575 to 0.6670, while the R_{all} increased from 0.9579 to 0.9981. Meanwhile, the Random Forest (RF) model also achieved a low prediction error, with MSE values ranging from 0.24 to 0.64 and R_{all} of 0.9991. The results indicate that the artificial neural network achieves high prediction accuracy and effectively captures the nonlinear relationships governing heat transfer, demonstrating strong potential for application in mold temperature optimization in injection molding processes.

Nghiên cứu ứng dụng mạng Neuron trong dự đoán phân bố nhiệt độ khuôn phun ép nhựa khi dùng kênh dẫn dạng lớp trong quá trình gia nhiệt cho lòng khuôn

Nguyễn Thị Phương Linh^{ID}, Nguyễn Trần Phú^{*ID}
Trường Đại học Công nghệ Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

*Tác giả liên hệ. Email: phunt@hcmute.edu.vn

THÔNG TIN BÀI BÁO

Ngày nhận bài: 18/12/2025
Ngày hoàn thiện: 13/01/2026
Ngày chấp nhận đăng: 23/01/2026
Ngày đăng: 28/02/2026

TỪ KHÓA

Nhựa ép phun;
Gia nhiệt lòng khuôn;
Phân bố nhiệt độ khuôn;
Mô hình mạng neuron nhân tạo;
Mô hình rừng ngẫu nhiên.

TÓM TẮT

Trong ép phun các chi tiết nhựa thành mỏng, sự đông đặc sớm của dòng nhựa khi tiếp xúc với bề mặt khuôn có nhiệt độ thấp làm giảm khả năng điền đầy lòng khuôn và ảnh hưởng đến chất lượng sản phẩm. Do đó, việc kiểm soát và phân bố hợp lý nhiệt độ lòng khuôn trong giai đoạn gia nhiệt đóng vai trò quan trọng nhằm cải thiện dòng chảy vật liệu mà không làm kéo dài chu kỳ ép phun. Tuy nhiên, các nghiên cứu về kênh gia nhiệt dạng lớp cho lòng khuôn và phương pháp dự đoán phân bố nhiệt độ bằng trí tuệ nhân tạo vẫn còn hạn chế. Nghiên cứu này tập trung đánh giá khả năng dự đoán phân bố nhiệt độ lòng khuôn ép phun sử dụng kênh gia nhiệt dạng lớp bằng mạng neuron nhân tạo (ANN). Dữ liệu nhiệt độ được thu thập trong quá trình gia nhiệt và được sử dụng để xây dựng, huấn luyện mô hình ANN, đồng thời so sánh với mô hình rừng ngẫu nhiên (RF). Khi tăng số lượng neuron trong lớp ẩn từ 7 lên 150 thì sai số bình phương trung bình (MSE) giảm từ 15,2575 xuống 0,6670 và hệ số tương quan tổng thể (R_{all}) tăng từ 0,9579 lên 0,9981. Trong khi đó, mô hình RF cũng đạt mức sai số dự đoán

thấp (với MSE từ 0,24–0,64 và R_{all} đạt 0,9991). Kết quả cho thấy ANN đạt độ chính xác dự đoán cao và mô phỏng hiệu quả các quan hệ phi tuyến của quá trình truyền nhiệt, cho thấy tiềm năng ứng dụng trong tối ưu hóa nhiệt độ khuôn ép phun.

Doi: <https://doi.org/10.54644/jte.2026.2055>

Copyright © JTE. This is an open access article distributed under the terms and conditions of the [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium for non-commercial purpose, provided the original work is properly cited.

1. Giới thiệu

Trong những năm gần đây, nhiều nghiên cứu trong nước đã tập trung vào việc tối ưu hóa quá trình ép phun nhằm nâng cao chất lượng sản phẩm và hiệu suất sản xuất. Đối với các chi tiết thành mỏng, khi nhựa được bơm vào lòng khuôn, lớp vật liệu tiếp xúc với bề mặt khuôn có nhiệt độ thấp sẽ nhanh chóng đông đặc. Sự đông đặc sớm này làm suy giảm áp lực dòng chảy, dẫn đến hiện tượng nhựa không thể điền đầy lòng khuôn. Để khắc phục, bề mặt khuôn cần được nâng nhiệt đến mức tối ưu nhằm hạn chế quá trình đông đặc của lớp nhựa tiếp xúc, đồng thời không làm tăng đáng kể thời gian làm mát. Hiện nay, nhiều kỹ thuật gia nhiệt bề mặt khuôn đã được phát triển như gia nhiệt bằng chất lỏng, khí nóng, tia hồng ngoại hoặc cảm ứng từ. Trong đó, gia nhiệt bằng chất lỏng và cảm ứng từ có những ưu điểm riêng nhưng vẫn tồn tại hạn chế như thời gian làm mát sau ép phun kéo dài và yêu cầu kết cấu khuôn phức tạp. Ngược lại, gia nhiệt bằng khí nóng cho phép linh hoạt trong bố trí vị trí gia nhiệt, tốc độ tăng nhiệt cao và giúp rút ngắn chu kỳ sản phẩm [1]-[4]. Đối với phương pháp gia nhiệt bằng nước, sự phân bố nhiệt trên bề mặt khuôn tương đối đồng đều, trong khi gia nhiệt bằng từ trường lại tạo ra độ chênh lệch nhiệt độ lớn hơn, với vùng trung tâm của tấm khuôn thường có nhiệt độ thấp nhất [5].

Quá trình gia nhiệt và làm nguội bằng nước trong khuôn ép phun [6] cho thấy phương pháp gia nhiệt bằng nước nóng có khả năng nâng nhiệt độ khuôn từ 30°C lên 63,5°C trong 20 s, sau đó được làm nguội trở lại 35°C trong 20s tiếp theo. Trong khi đó, nghiên cứu về gia nhiệt lòng khuôn hình chữ nhật bằng khí nóng đã chỉ ra rằng khí gia nhiệt từ bên ngoài, nhiệt độ bề mặt khuôn tăng nhanh trong 10s đầu, sau đó tăng chậm trong 20s tiếp theo và đạt trạng thái ổn định sau khoảng 30s. Tại thời điểm ổn định, phân bố nhiệt trên bề mặt tương đối đồng đều với độ chênh lệch khoảng 11,5°C, chứng tỏ phương pháp gia nhiệt bằng khí nóng từ bên ngoài hoàn toàn khả thi cho ứng dụng trong ép phun nhựa [7]. Nghiên cứu khác về mô phỏng quá trình gia nhiệt bằng cảm ứng từ cho khuôn ép phun sử dụng cuộn dây 3D đã thể hiện nhiều ưu điểm như tốc độ gia nhiệt cao, tiết kiệm năng lượng và thân thiện môi trường. Mô phỏng được sử dụng để đánh giá tốc độ gia nhiệt và phân bố nhiệt trên bề mặt khuôn sau quá trình gia nhiệt. Kết quả cho thấy tốc độ tăng nhiệt tại bề mặt tấm khuôn có thể đạt đến 30°C/s, đồng thời phân bố nhiệt được cải thiện đáng kể so với các thiết kế cuộn dây khác. Với cấu hình cuộn dây 3D, vùng nhiệt độ cao tập trung chủ yếu tại khu vực chính giữa của tấm khuôn [8]. Trong một nghiên cứu khác về mô phỏng phân bố nhiệt của tấm khuôn âm sử dụng hệ thống kênh dẫn dạng xoắn ốc nhằm cải thiện sự phân bố nhiệt độ trên tấm khuôn. Kết quả cho thấy kênh dẫn xoắn ốc tạo ra sự thay đổi nhiệt độ khuôn rõ rệt, trong khi kênh dẫn thẳng gần như không làm biến đổi nhiều sự phân bố nhiệt độ. Nhiệt độ cực đại của lòng khuôn âm có thể đạt khoảng 80°C đối với cả ba vật liệu khuôn (nhôm, đồng và thép) ở cuối quá trình gia nhiệt [9].

Đối với mạng neuron nhân tạo (ANN), trong nước đã có nhiều nghiên cứu ứng dụng mô hình này để dự đoán các đại lượng khác nhau, chẳng hạn như: dự đoán độ bền kéo của vật liệu composite; dự đoán độ nhám bề mặt, lực cắt, rung động và hình dạng phôi; dự báo lưu lượng nước đến hồ Hòa Bình trước 10 ngày [10]; dự báo sản lượng điện của nhà máy điện mặt trời [11]; hay dự báo mưa dựa trên mạng cảm biến không dây kết hợp ANN [12],... Trong nghiên cứu [13] đã đề xuất phương pháp dự báo độ rỗng bằng ANN với 296 bộ dữ liệu, được chia thành hai tập: huấn luyện và kiểm tra. Nhóm tác giả xây dựng ba cấu trúc mạng khác nhau và cho thấy rằng với hai tham số đầu vào, mạng có 10 neuron ở lớp ẩn cho độ chính xác dự báo cao hơn so với mạng có 20 neuron lớp ẩn. Tuy nhiên, nghiên cứu này chưa đánh giá các mạng có số neuron lớp ẩn nhỏ hơn 10. Nghiên cứu dự đoán độ bền kéo của đường hàn

trong công nghệ ép phun nhựa bằng mô hình mạng neuron nhân tạo ANN [14] sử dụng các thông số đầu vào gồm thời gian phun, thời gian định hình, nhiệt độ nhựa, nhiệt độ khuôn và đầu ra là giá trị độ bền kéo. Kết quả cho thấy áp suất định hình là yếu tố ảnh hưởng mạnh nhất đến độ bền kéo, tiếp theo là nhiệt độ nóng chảy của nhựa, trong khi thời gian điền đầy có tác động nhỏ hơn. Trong số các cấu trúc được xây dựng, mô hình Levenberg–Marquardt (trainlm) với 4 neuron ở lớp ẩn thể hiện khả năng tổng quát hóa tốt nhất và đạt độ chính xác dự đoán cao nhất. Việc tăng số neuron lớp ẩn làm gia tăng nguy cơ quá khớp (overfitting), đặc biệt đối với mô hình trainlm ở mức 10 và 20 neuron, cũng như mô hình Bayesian Regularization (trainbr) với 20 neuron.

Bên cạnh các nghiên cứu trong nước, nhiều công trình quốc tế cũng tập trung vào ứng dụng các công nghệ tiên tiến trong quá trình phun ép nhựa, đặc biệt là kỹ thuật gia nhiệt khuôn. Nhìn chung, khi nhiệt độ bề mặt lòng khuôn tăng cao, quá trình điền đầy nhựa trở nên thuận lợi và chất lượng bề mặt sản phẩm thường được cải thiện đáng kể. Tuy nhiên, nhiệt độ khuôn cao cũng kéo dài thời gian làm nguội, làm tăng chu kỳ phun ép và chi phí sản xuất. Do đó, mục tiêu quan trọng của điều khiển nhiệt độ khuôn là đạt được mức gia nhiệt cần thiết nhưng vẫn đảm bảo chu kỳ ép phun không bị kéo dài quá mức. Theo các nghiên cứu [15], [16], các thông số vận hành như áp suất phun, áp suất định hình, nhiệt độ nhựa và nhiệt độ khuôn là những yếu tố quyết định trong quá trình ép phun. Đặc biệt, nhiệt độ khuôn được xem là một trong những thông số có ảnh hưởng lớn nhất đến chất lượng bề mặt sản phẩm và năng suất quá trình. Hệ thống gia nhiệt bằng khí nóng và ứng dụng trong công nghệ vi khuôn đã được nghiên cứu phát triển [17], kết quả cho thấy bề mặt khuôn có thể được gia nhiệt từ 60°C đến 120°C trong khoảng 2 giây, tương ứng tốc độ gia nhiệt trung bình 30°C/s, và cần khoảng 34 giây để làm nguội trở lại 60°C đối với khuôn có kích thước 100 × 20 × 10 mm. Trong khi đó, sử dụng các chất làm lạnh thông thường cần tới 267 giây cho một chu trình tương tự. Bên cạnh đó, phương pháp gia nhiệt bề mặt khuôn bằng hệ thống phát hồng ngoại cũng đã được nghiên cứu và ứng dụng trong công nghệ ép phun [18], [19]. Hệ thống này đặc biệt phù hợp với khuôn có kích thước nhỏ và thành mỏng. Sau quá trình ép phun, sản phẩm được quét 3D để đánh giá khả năng điền đầy. Kết quả cho thấy khi nhiệt độ khuôn đạt 80°C và thời gian gia nhiệt là 10s, toàn bộ kết cấu của chi tiết đều được điền đầy.

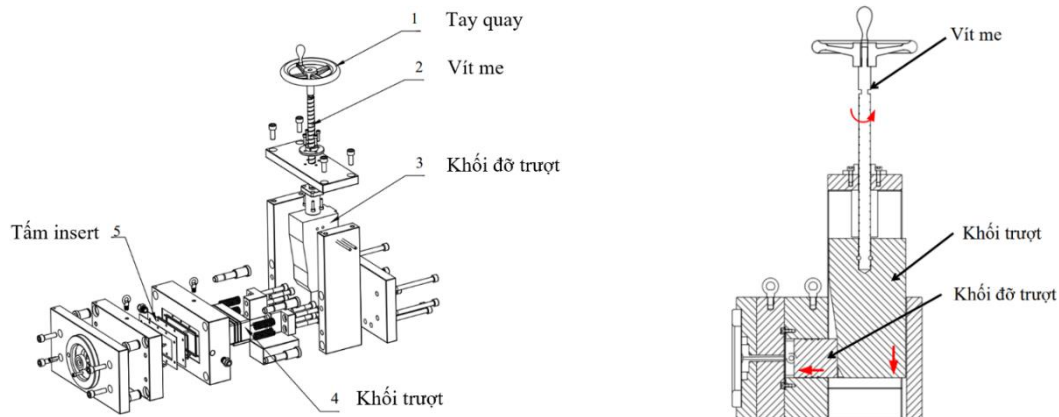
Trong lĩnh vực ứng dụng mạng neuron nhân tạo, các thông số quá trình ép phun đã được tối ưu hóa bằng cách kết hợp mạng neuron nhân tạo (ANN) với thuật toán di truyền (GA). Mạng neuron truyền ngược (BP) được xây dựng để mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa các điều kiện công nghệ và các chỉ số chất lượng, trong khi GA tối ưu hóa các thông số quá trình dựa trên hàm thích nghi từ mô hình ANN. Kết quả chứng minh rằng phương pháp ANN/GA mang lại hiệu quả cao trong tối ưu hóa quy trình, đặc biệt trong việc giảm biến dạng co ngót của sản phẩm [20]. Ở nghiên cứu khác, mạng neuron truyền ngược (BPNN) đã được kết hợp với thuật toán di truyền (GA), sử dụng mô hình tối ưu hóa đa mục tiêu dựa trên thiết kế thí nghiệm (DoE). Mạng neuron BPNN xác định mối quan hệ giữa các mục tiêu tối ưu hóa và thông số quy trình, trong khi GA tối ưu hóa các thông số này để đạt mục tiêu cuối cùng. Nghiên cứu trường hợp liên quan đến sản phẩm polypropylene, xem xét các yếu tố như sai lệch kích thước, trọng lượng, thời gian chu kỳ và tiêu thụ năng lượng. Kết quả cho thấy phương pháp này hiệu quả trong việc điều chỉnh thông số quy trình để đáp ứng tiêu chuẩn chất lượng, giảm 2% nguyên liệu, 12% thời gian chu kỳ, và 16% tiêu thụ năng lượng [21].

Nghiên cứu nâng cao năng suất và chất lượng sản phẩm nhựa cho thấy điều chỉnh nhiệt độ khuôn trong quá trình phun ép là giải pháp hiệu quả. Nhiệt độ khuôn cao giúp vật liệu chảy tốt hơn, cải thiện độ bóng bề mặt và giảm khuyết tật. Tuy nhiên, nếu nhiệt độ quá cao, thời gian giải nhiệt và chu kỳ phun ép kéo dài, làm tăng chi phí sản xuất. Do đó, việc điều chỉnh nhiệt độ khuôn phù hợp là hoàn toàn cần thiết và nên được quan tâm nghiên cứu. Tuy nhiên, từ các nghiên cứu trong và ngoài nước đã tìm hiểu, hiện chưa thấy nghiên cứu liên quan đến kênh dẫn gia nhiệt dạng lớp để gia nhiệt lòng khuôn, đặc biệt, với việc sử dụng mạng neuron nhân tạo để dự đoán phân bố nhiệt độ của lòng khuôn. Vì vậy, báo cáo này sẽ tập trung nghiên cứu về ứng dụng mạng neuron để dự đoán phân bố nhiệt độ lòng khuôn ép phun bằng kênh dẫn dạng lớp trong quá trình gia nhiệt.

2. Mô hình khuôn, quy trình và kết quả thực nghiệm

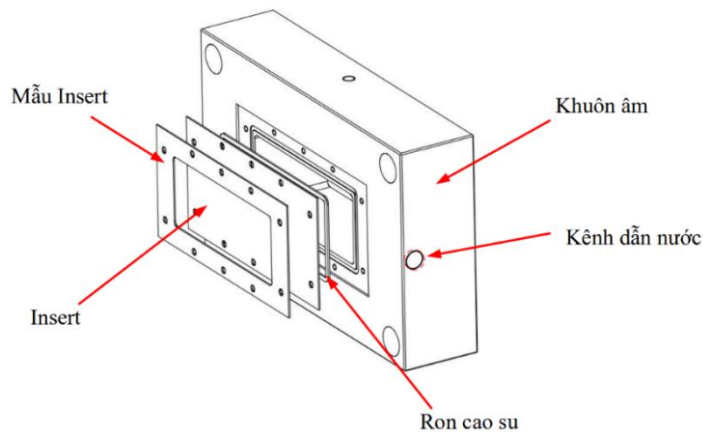
2.1. Thiết kế của bộ khuôn

Thiết kế của bộ khuôn được phát triển theo nguyên lý của khuôn hai tấm truyền thống, nhưng đã được điều chỉnh và cải tiến kết cấu nhằm đáp ứng yêu cầu của quá trình thử nghiệm và nghiên cứu. Cấu tạo của bộ khuôn thí nghiệm được trình bày trong Hình 1 và Hình 2.



Hình 1. Cấu tạo của bộ khuôn.

Trong bắt đầu quá trình gia nhiệt lòng khuôn, dùng quay tay (1) để xoay vít me (2) kéo theo khối đỡ trượt (3) dịch chuyển tịnh tiến hướng lên, kéo khối trượt (4) về phía sau, tạo khoảng trống giữa tấm insert (5) và khối trượt để nước nóng đi vào gia nhiệt lòng khuôn. Khi chuẩn bị ép sản phẩm, quay tay quay và vít me, kéo khối đỡ trượt dịch chuyển đi xuống, đẩy khối trượt đi lên và áp sát dưới tấm insert (5). Khi khuôn đã được điền đầy nhựa, quay tay quay để khối đỡ trượt đi ra, lúc đó kênh dẫn giải nhiệt mở được mở ra để nước lạnh có thể vào bên trong làm mát sản phẩm. Quá trình khối đỡ tiếp xúc với tấm Insert sau đó nhựa mới được điền vào để đảm bảo rằng tấm Insert sẽ không bị biến dạng hoặc lũng do nhiệt độ cao của nhựa và áp suất ép.



Hình 2. Cấu tạo của lòng khuôn.

Thay vì sử dụng một lòng khuôn nguyên khối, thiết kế mới sử dụng hai tấm là insert và mẫu insert để đảm nhận nhiệm vụ tạo hình cho sản phẩm ép và truyền nhiệt. Các mẫu insert có thể thay đổi thiết kế để cho ra nhiều mẫu sản phẩm khác nhau, tháo lắp thay đổi dễ dàng. Tấm insert bên dưới có độ mỏng nhất định, đảm bảo khả năng truyền nhiệt đồng đều và nhanh chóng từ nước gia nhiệt/làm mát đến lòng khuôn.

2.2. Quy trình thí nghiệm

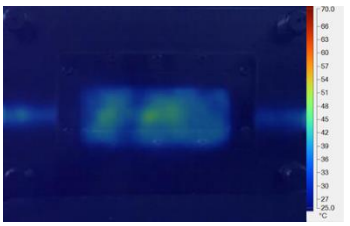
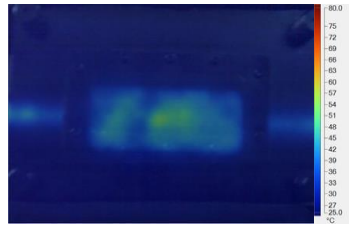
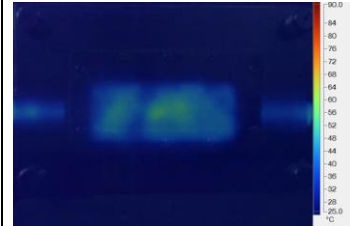
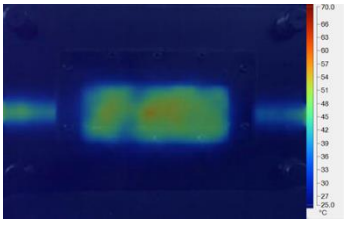
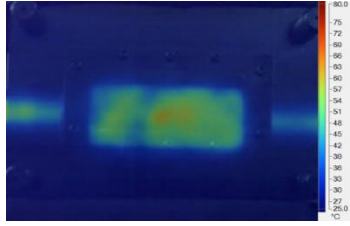
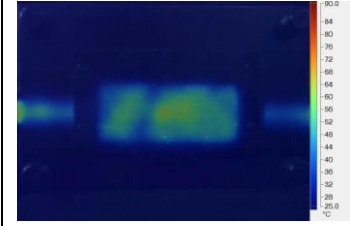
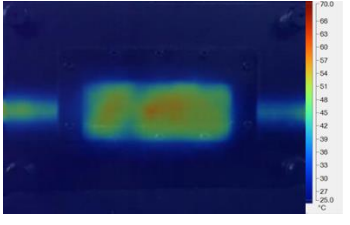
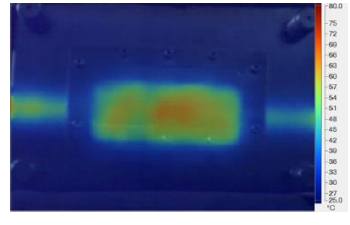
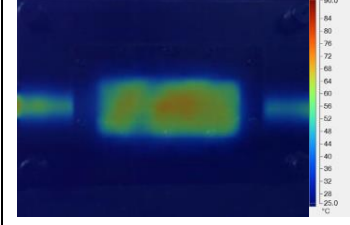
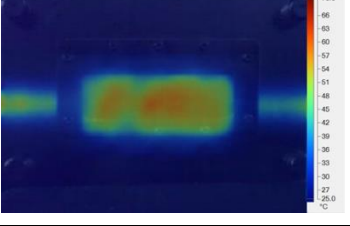
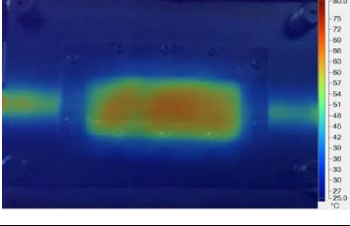
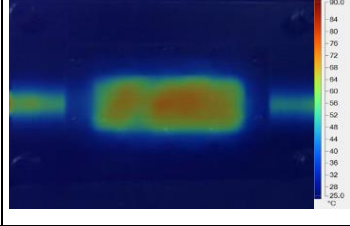
Quy trình thí nghiệm bao gồm các bước sau:

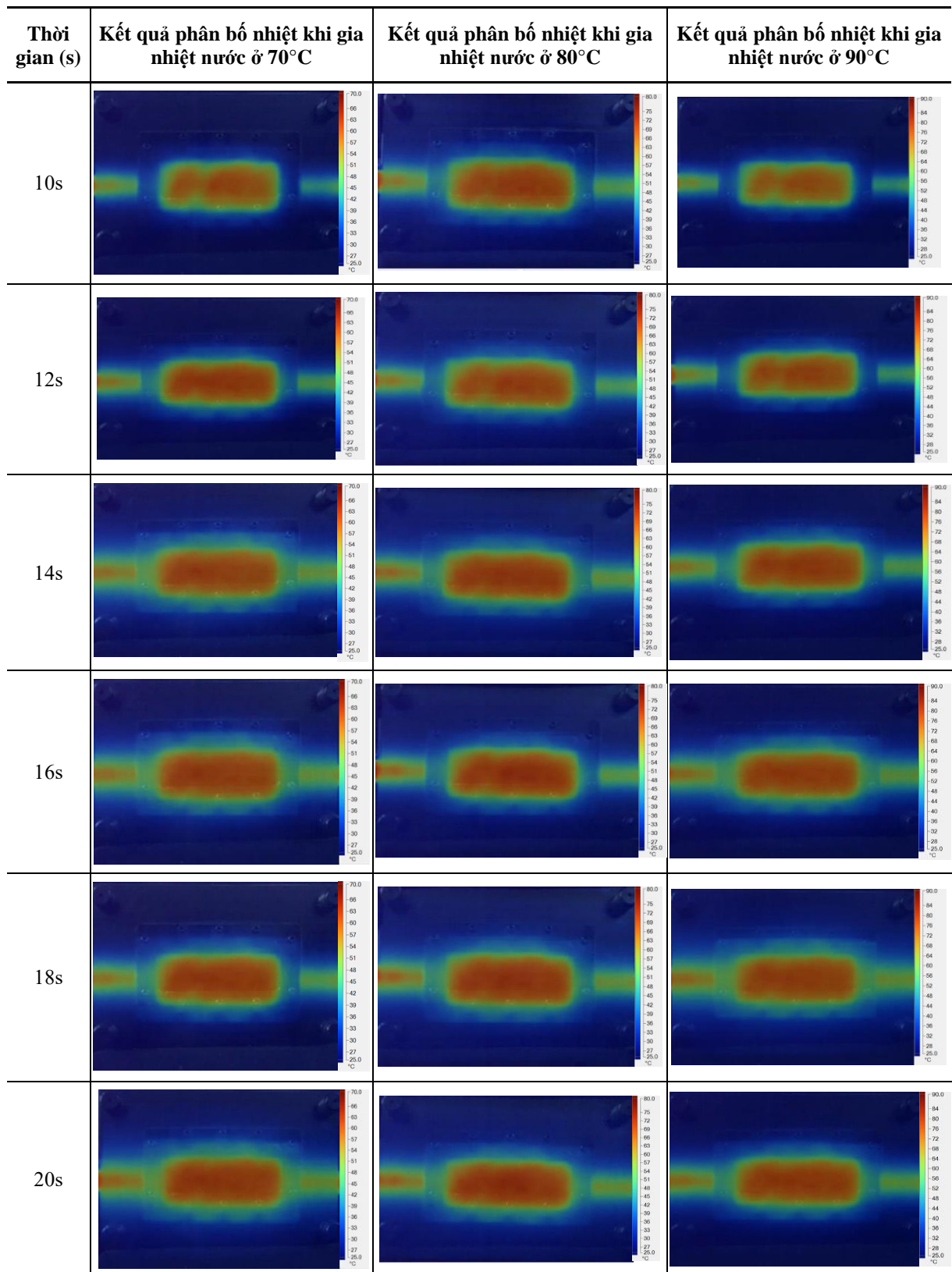
- Khuôn được thí nghiệm gia nhiệt bằng nước nóng tại mức nhiệt độ ở 70°C, 80°C và 90°C.
- Sau các khoảng thời gian 2s, 4s, 6s, 8s, 10s, 12s, 14s, 16s, 18s, 20s ở từng mức nhiệt độ, chụp lại vùng phân bố nhiệt bằng camera nhiệt Fluke TiS20 và làm nguội khuôn về nhiệt độ ban đầu 25°C.
- Loại bỏ hết nước làm mát trong lòng khuôn, thực hiện gia nhiệt và tiếp tục chụp ảnh nhiệt tại các khoảng thời gian tiếp theo tại các mức nhiệt khác.
- Tập hợp và phân tích dữ liệu nhiệt độ bằng phần mềm SmartView và lưu lại kết quả.

2.3. Kết quả phân bố nhiệt độ sau khi thí nghiệm gia nhiệt khuôn

Từ kết quả thực nghiệm ảnh chụp nhiệt độ lòng khuôn tại các khoảng thời gian khác nhau ở Bảng 1, ta thấy nhiệt độ lòng khuôn tăng dần khi tăng nhiệt độ ban đầu của nước và thời gian gia nhiệt khuôn. Trong đó, đặc biệt khu vực tấm insert, nơi có kênh gia nhiệt dạng lớp đi qua sẽ có nhiệt độ cao hơn khu vực lân cận, điều này giúp cho lòng khuôn đạt nhiệt độ cần thiết cho quá trình ép phun nhựa vào lòng khuôn trong giai đoạn tiếp theo của quy trình phun ép nhựa. Với nhiệt độ lòng khuôn phù hợp, nhựa sẽ được điền đầy vào tất cả các chi tiết, tránh được các lỗi sản phẩm nhựa trong quá trình ép phun.

Bảng 1. Kết quả phân bố nhiệt độ sau khi làm thí nghiệm gia nhiệt ở nhiệt độ 70°C, 80°C và 90°C.

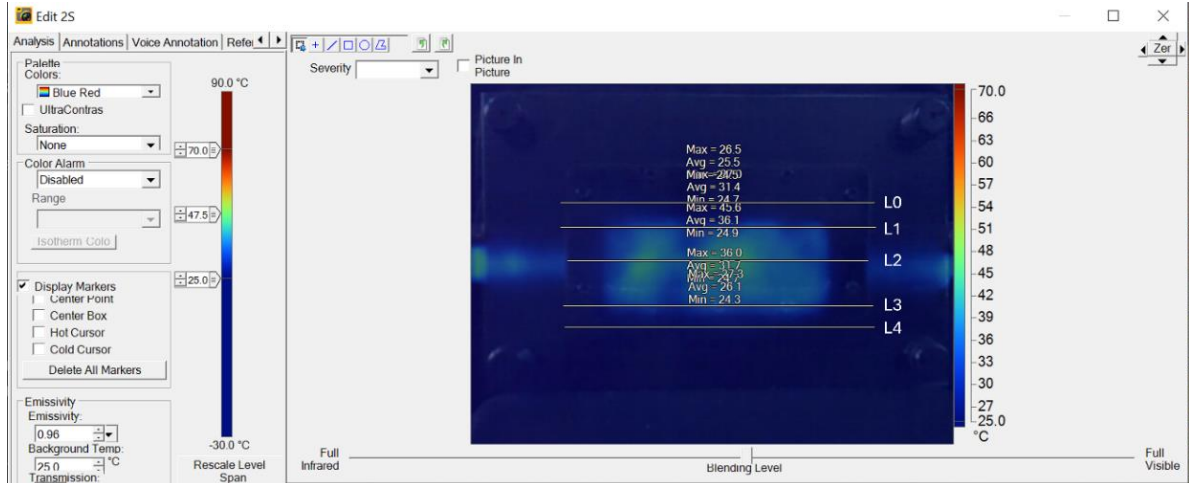
Thời gian (s)	Kết quả phân bố nhiệt khi gia nhiệt nước ở 70°C	Kết quả phân bố nhiệt khi gia nhiệt nước ở 80°C	Kết quả phân bố nhiệt khi gia nhiệt nước ở 90°C
2s			
4s			
6s			
8s			



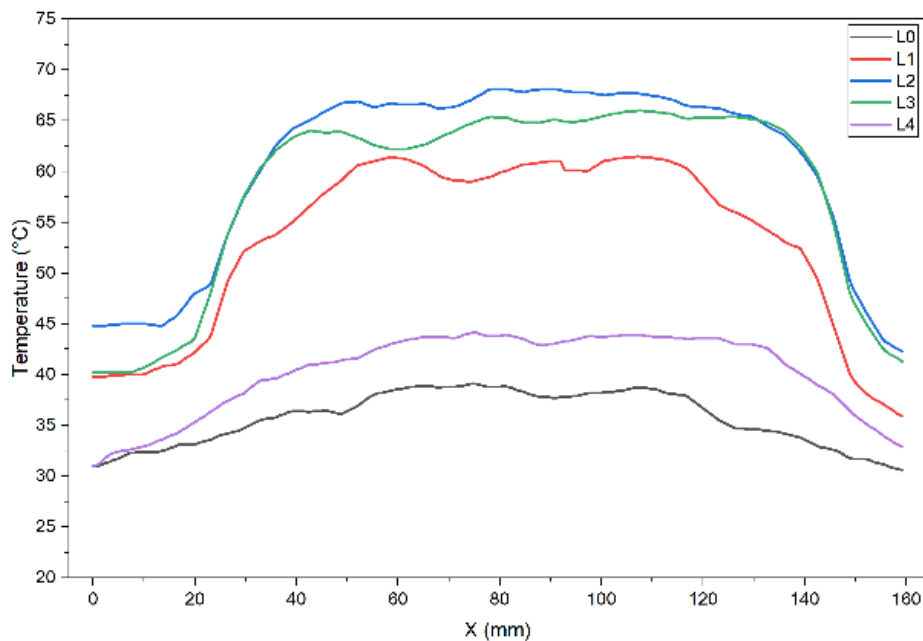
3. Huấn luyện mạng neuron

3.1. Thu thập dữ liệu từ thực nghiệm

Để lấy dữ liệu nhiệt độ lòng khuôn từ ảnh nhiệt trong phần mềm Smartview, trong mỗi trường hợp, kẻ 5 đường đo nhiệt ngang và 5 đường đo nhiệt dọc với tọa độ y bất kỳ trong lòng khuôn để trích xuất toàn bộ dữ liệu về tọa độ x, y và nhiệt độ khuôn (Hình 3). Các số liệu về nhiệt độ gia nhiệt nước ban đầu (Tg), thời gian gia nhiệt lòng khuôn (t), tọa độ x (X), tọa độ y (Y) và nhiệt độ lòng khuôn T(Tg, t, X, Y) được đưa vào bảng để tập hợp và xử lý trước khi đưa vào mạng neuron để huấn luyện.



Hình 3. Ảnh nhiệt độ lòng khuôn trong phần mềm Smartview.



Hình 4. Phân bố nhiệt độ từ 5 đường đo nhiệt phân bố nhiệt khi gia nhiệt khuôn bằng nước ở 80°C, sau 10s.

Hình 4 thể hiện phân bố nhiệt độ tại các vị trí từ L0 đến L4 sau 10 s gia nhiệt bằng nước ở 80°C. Ở các vùng biên của tâm insert (từ 0 – 20 mm và 140 – 160 mm tính từ mép trái), do không có dòng nước nóng đi qua, nhiệt độ đo được thấp hơn đáng kể so với khu vực lòng khuôn (20 – 140 mm), nơi được gia nhiệt trực tiếp. Các đường L0 và L4 nằm ngoài vùng tác động của hệ thống gia nhiệt nên cũng ghi nhận mức nhiệt độ thấp hơn.

3.2. Xử lý số liệu

Trong tổng số 45.000 bộ dữ liệu thu thập được từ ảnh nhiệt để đưa vào mạng neuron, 70% số lượng dữ liệu (tương đương 31.500 bộ dữ liệu) sẽ được dùng làm dữ liệu huấn luyện (Training data), 15% (tương đương 6.750 bộ dữ liệu) dùng làm dữ liệu xác thực (Validation data) và 15% dùng làm dữ liệu kiểm tra (Test data).

- Dữ liệu huấn luyện (Training data): Dùng để huấn luyện mạng neuron, cập nhật trọng số (weights) và bias trong quá trình lan truyền ngược (backpropagation). Mạng sẽ học từ bộ dữ liệu này để điều chỉnh mô hình tối ưu nhất.
- Dữ liệu xác thực (Validation data): Được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mạng trong quá trình huấn luyện. MATLAB dùng tập này để đảm bảo mạng không chỉ học tốt trên tập huấn luyện mà còn tổng quát hóa tốt trên dữ liệu mới.
- Dữ liệu kiểm tra (Test data): Được sử dụng để đánh giá mô hình sau khi huấn luyện xong. Đây là tập dữ liệu hoàn toàn mới, chưa được mạng xử lý trong quá trình huấn luyện. Đánh giá trên tập này giúp kiểm tra xem mạng có thể dự đoán tốt trên dữ liệu thực tế hay không.

Các giá trị sẽ được đưa vào mạng neuron theo quy ước sau:

- Đầu vào (Input data): Nhiệt độ gia nhiệt nước ban đầu (Tg); Thời gian gia nhiệt lòng khuôn (t); Tọa độ x (X); Tọa độ y (Y).
- Mục tiêu (Target): Nhiệt độ lòng khuôn T(Tg, t, X, Y).

3.3. Xây dựng mạng neuron

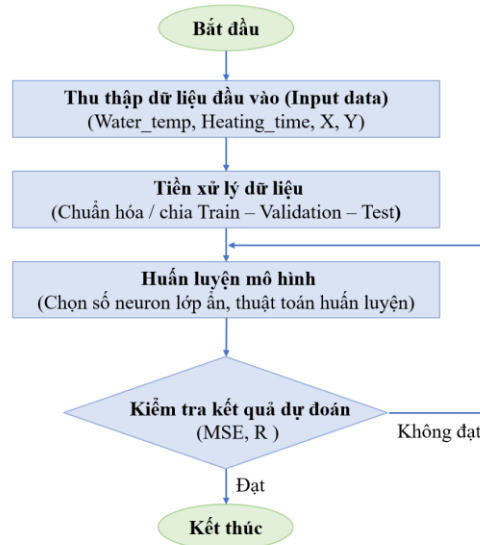
Mạng neuron được xây dựng bằng phần mềm Matlab R2024b, mô hình mạng neuron với các thông số sau sẽ được xây dựng và huấn luyện.

Bảng 2. Thông số xây dựng mạng neuron.

STT	Thông số	Đơn vị	Mạng neuron
1	Lớp đầu vào	Lớp	4
2	Lớp ẩn	Lớp	1
3	Lớp đầu ra	Lớp	1
4	Số neuron trong lớp ẩn	Neuron	7 – 150
5	Hàm kích hoạt của lớp ẩn	-	Tansig
6	Hàm kích hoạt của lớp đầu ra	-	Tuyến tính
7	Thuật toán huấn luyện	-	Levenberg-Marquadt

- Lớp đầu vào: tương ứng với số lượng thông số đầu vào được cung cấp cho mạng gồm 4 lớp là thời gian gia nhiệt (s), nhiệt độ gia nhiệt nước ban đầu (°C) và tọa độ điểm đo nhiệt x (mm) và y (mm).
- Lớp ẩn: mô hình chứa 1 lớp ẩn giúp kết nối giá trị đầu vào với giá trị đầu ra, lớp này được xem xét các trường hợp từ 7 đến 150 neuron để lựa chọn kết quả huấn luyện tối ưu. Thông thường, ANN sẽ bắt đầu với một lớp ẩn với lượng neuron được lựa chọn bằng cách tăng dần số neuron cho đến khi đạt kết quả đầu ra ở mức chấp nhận được (có sai số > 0,95).
- Lớp đầu ra: Mô hình có 1 lớp đầu ra, lớp này chứa giá trị dự đoán về phân bố nhiệt độ lòng khuôn được tính toán từ mạng.
- Hàm kích hoạt: hàm kích hoạt mặc định trong Matlab R2024b là hàm tansig đối với lớp ẩn và hàm tuyến tính với lớp đầu ra.
- Thuật toán huấn luyện: mô hình sử dụng thuật toán Levenberg-Marquadt.

Sơ đồ huấn luyện mạng neuron được mô tả như trong Hình 5.

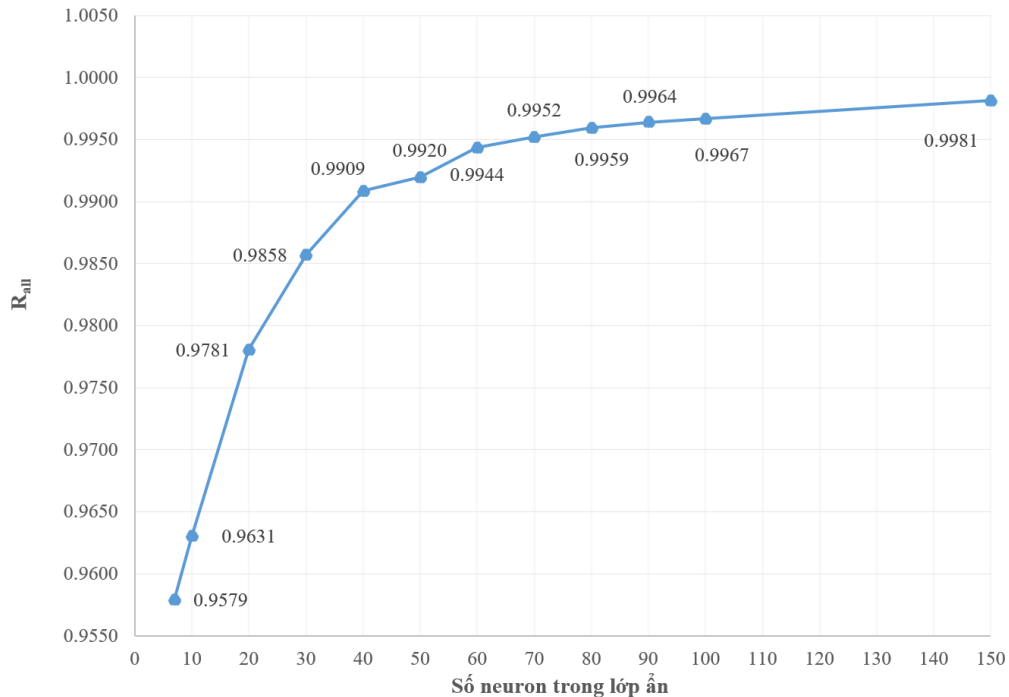


Hình 5. Sơ đồ huấn luyện mạng neuron.

3.4. Kết quả huấn luyện mạng neuron

Với cấu trúc mạng neuron đã xây dựng như trong Bảng 2, sau khi tiến hành bước huấn luyện mạng, điều chỉnh các trọng số liên kết (weight), kết quả của quá trình huấn luyện mạng sẽ hiển thị các thông số gồm: sai số bình phương trung bình (MSE) và hệ số tương quan (R) của ba bộ dữ liệu huấn luyện (training data), xác thực (validation data) và kiểm tra (test data).

Kết quả huấn luyện mạng neuron với các trường hợp có số neuron khác nhau trong lớp ẩn từ 7 đến 150 được mô tả như trong Bảng 3 và đồ thị ở Hình 6.

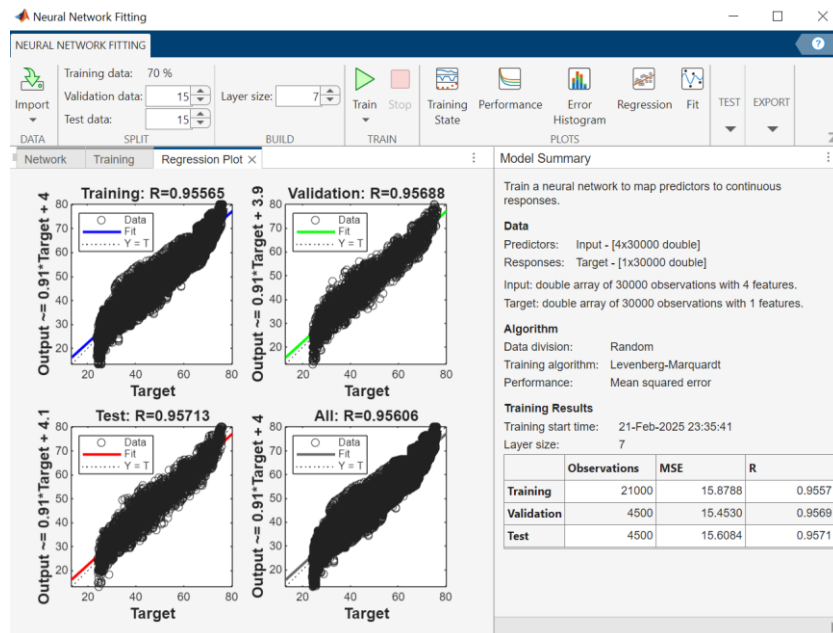


Hình 6. Sự biến thiên của hệ số R tổng của tập huấn luyện.

Bảng 3. Kết quả huấn luyện ANN với số lượng neuron trong lớp ẩn khác nhau.

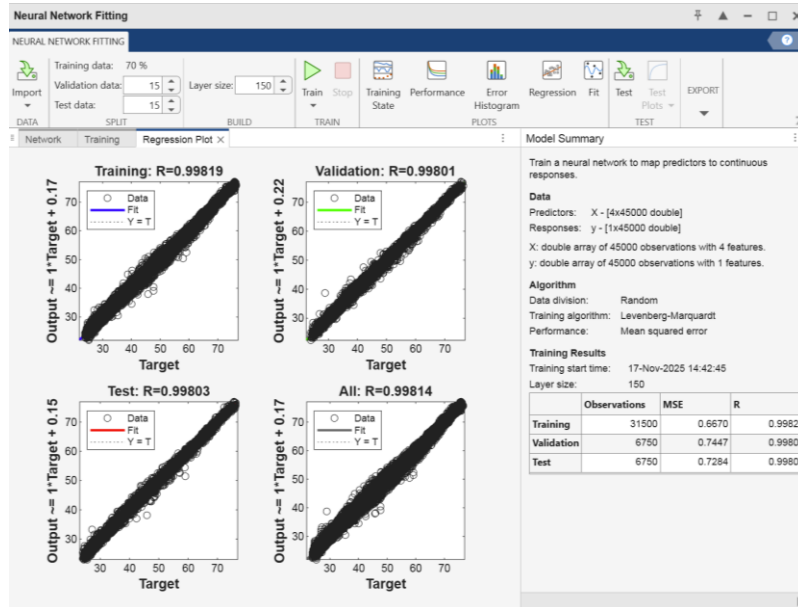
TT	Số neuron lớp ẩn	Training		Validation		Test		R _{All}
		MSE	R	MSE	R	MSE	R	
1	7	15,2575	0,9579	15,2539	0,9577	15,1812	0,9584	0,9579
2	10	13,4524	0,9629	13,5718	0,963	13,03	0,9638	0,9631
4	20	7,9269	0,9784	8,1451	0,9774	8,3837	0,9771	0,9781
6	30	5,1924	0,9859	5,3387	0,9855	5,3101	0,9853	0,9858
8	40	3,356	0,9908	3,4	0,991	3,2685	0,9912	0,9909
10	50	2,9401	0,992	2,9015	0,9922	3,1112	0,9916	0,9920
11	60	2,0609	0,9944	2,1678	0,9942	2,0581	0,9943	0,9944
12	70	1,7343	0,9953	1,7712	0,9952	1,8901	0,995	0,9952
13	80	1,4827	0,996	1,518	0,9959	1,6112	0,9956	0,9959
14	90	1,3051	0,9965	1,4123	0,996	1,3227	0,9964	0,9964
15	100	1,1777	0,9968	1,2956	0,9964	1,2683	0,9966	0,9967
16	150	0,6670	0,9982	0,7447	0,9980	0,7284	0,9980	0,9981

Từ số liệu Bảng 3 và đồ thị ở Hình 6 cho thấy, với 7 neuron lớp ẩn, khả năng học của mô hình khá tốt với dữ liệu huấn luyện, giá trị MSE đạt 15,246 và R đạt 0,9579. Mô hình hội tụ nhanh chóng sau 95 epoch để đạt kết quả tốt nhất. Hệ số R cho các tập dữ liệu Validation và Test đều lớn hơn 0,95. Hệ số R tổng (R_{all}) là 0,9579 cho thấy khả năng tổng quát hóa mô hình tốt. Khi tăng dần số lượng neuron trong lớp ẩn đến 150, các giá trị MSE có xu hướng giảm dần, trong khi hệ số R tăng dần gần đến 1. Với 150 neuron trong lớp ẩn, mô hình cho thấy khả năng học tập rất tốt với tập dữ liệu. Giá trị MSE tốt nhất là 0,688, hệ số R cho tất cả các tập dữ liệu đều xấp xỉ bằng 1 (R = 0,9980 ~ 0,9982), phản ánh mức độ phù hợp rất cao giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế. Hệ số R tổng hợp là 0,9981, suy ra khả năng tổng quát hóa của mô hình là rất xuất sắc.

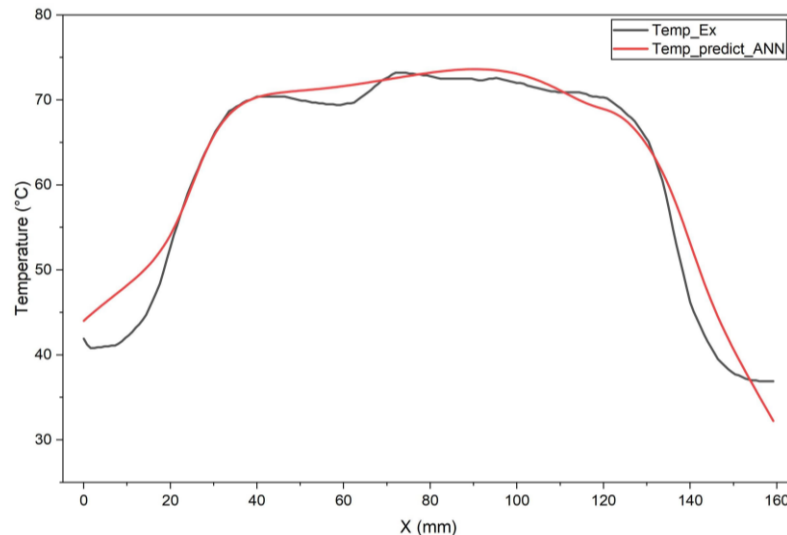


Hình 7. Biểu đồ hiệu suất dự đoán của mạng với 7 neuron trong lớp ẩn.

Từ đồ thị Hình 7, đường hồi quy khớp khá tốt với các điểm dữ liệu, tuy nhiên vẫn còn một số điểm dữ liệu nằm xa đường hồi quy. Còn với Hình 8, đường hồi quy gần như khớp hoàn toàn với các điểm dữ liệu. Các mô hình sử dụng hàm huấn luyện trainlm với số neuron lớp ẩn lớn hơn cho kết quả tốt hơn về cả MSE và hệ số R. Số neuron lớp ẩn lớn hơn giúp mô hình học tốt hơn, tuy nhiên, cần cân nhắc các biện pháp như chuẩn hóa mô hình (regularization) hoặc tránh hiện tượng quá khớp (overfitting).



Hình 8. Biểu đồ hiệu suất dự đoán của mạng với 150 neuron trong lớp ẩn.



Hình 9. Kết quả dự đoán nhiệt độ lòng khuôn bằng ANN và dữ liệu thực nghiệm tại nhiệt độ nước ban đầu 90°C sau 10s.

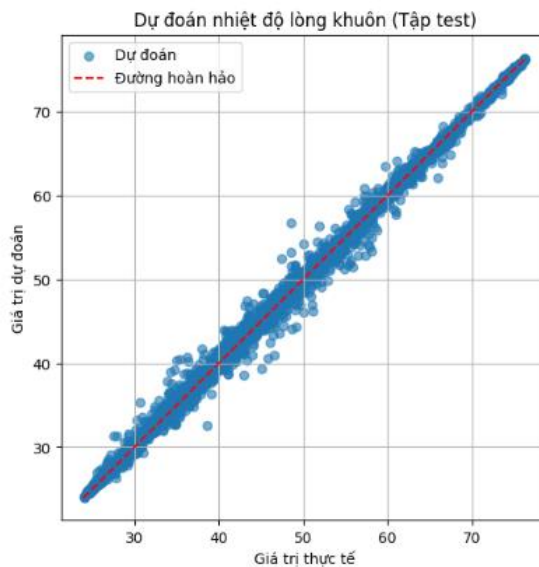
Hình 9 mô tả kết quả so sánh sử dụng ANN với 30 neuron trong lớp ẩn, để dự đoán nhiệt độ lòng khuôn với nhiệt độ nước ban đầu là 90°C sau 10s, cho thấy đường nhiệt độ dự đoán gần khớp với đường nhiệt độ lòng khuôn từ kết quả thí nghiệm. Các vùng biên đầu và cuối khuôn có nhiệt độ chênh lệch nhiều hơn so với lòng khuôn nơi có lớp nước gia nhiệt đi qua, vùng rìa khuôn chỉ tăng nhiệt độ do quá trình truyền nhiệt từ lòng khuôn qua, nên có độ biến thiên nhiệt độ khác so với phần lòng khuôn, dẫn đến độ chính xác phép đo và dự đoán thấp hơn.

4. So sánh kết quả dự đoán mô hình ANN với RF

4.1. Thiết lập mô hình rừng ngẫu nhiên (RF)

Trong nghiên cứu này, mô hình rừng ngẫu nhiên (Random Forest Regressor – RF) được sử dụng nhằm dự đoán nhiệt độ lòng khuôn dựa trên bốn biến đầu vào gồm nhiệt độ nước làm mát, thời gian gia nhiệt và vị trí đo (X, Y). Dữ liệu ban đầu được chia thành ba phần theo tỷ lệ 70% cho huấn luyện, 15% cho xác thực (validation) và 15% cho kiểm tra (test). Mô hình RF được thiết lập với 100 cây quyết định. Cấu hình này giúp mô hình tận dụng được ưu điểm của phương pháp bagging, giảm sai số và tăng độ ổn định so với một cây quyết định đơn lẻ. Sau khi huấn luyện, mô hình được đánh giá trên bộ train, validation và test thông qua các chỉ số gồm R và MSE nhằm đảm bảo đánh giá toàn diện về sai số và khả năng khái quát hóa. Các giá trị dự đoán trên tập test được trực quan hóa bằng biểu đồ scatter so sánh giữa nhiệt độ thực tế và nhiệt độ dự đoán, trong đó mức độ bám sát đường lý tưởng $y = x$ phản ánh mức độ chính xác của mô hình.

4.2. Kết quả huấn luyện cho mô hình rừng ngẫu nhiên (RF)



Hình 10. Kết quả dự đoán nhiệt độ lòng khuôn bằng RF.

Bảng 4. Kết quả huấn luyện RF.

Training		Validation		Test		R_{All}
MSE	R	MSE	R	MSE	R	
0,2485	0,9997	0,6273	0,9979	0,6367	0,9978	0,9991

Kết quả huấn luyện ở Hình 10 và Bảng 4 cho thấy mô hình RF đạt hiệu suất rất cao trên cả ba tập dữ liệu. Trên tập huấn luyện (training), mô hình đạt $R = 0.9997$ cùng MSE nhỏ, chứng tỏ khả năng học tốt quan hệ giữa các biến đầu vào và nhiệt độ lòng khuôn. Trên các tập Validation và Test, giá trị R đều xấp xỉ 0,998, đồng thời sai số MSE chỉ dao động quanh 0,24–0,64, cho thấy mô hình có khả năng dự đoán ổn định, không bị overfitting đáng kể và tổng quát hóa tốt cho dữ liệu mới. Nhìn chung, mô hình Random Forest được đánh giá là phù hợp và đáng tin cậy để dự đoán nhiệt độ lòng khuôn trong nghiên cứu.

4.3. So sánh kết quả dự đoán ANN và RF

Kết quả cho thấy cả ANN và Random Forest đều đạt độ chính xác rất cao trong dự đoán nhiệt độ lòng khuôn ép phun. Mô hình ANN, đặc biệt khi số neuron tăng từ 60 đến 150, cho thấy sự cải thiện rõ rệt về R và giảm mạnh MSE, chứng tỏ khả năng học và mô phỏng tốt các quan hệ phi tuyến phức tạp

trong hệ thống. Giá trị R_{all} của ANN đạt tới 0,9981, gần tương đương với RF và nằm trong vùng dự đoán rất tốt. Điều này khẳng định ANN là một mô hình mạnh, có khả năng mô tả sâu các đặc trưng ẩn trong dữ liệu nhờ cơ chế học trọng số liên tục và khả năng mở rộng số lượng neuron để nâng cao hiệu suất. Mặc dù mô hình RF thể hiện sai số dự đoán thấp hơn, đặc trưng hoạt động theo tập hợp cây quyết định khiến cấu trúc mô hình khó phân ánh liên tục các quan hệ phụ thuộc giữa các biến đầu vào. Ngược lại, ANN cho phép xây dựng và điều chỉnh linh hoạt kiến trúc mạng thông qua số lớp ẩn, số neuron và các hàm truyền, nhờ đó mô hình có thể mô tả sâu hơn bản chất phi tuyến của hiện tượng truyền nhiệt trong khuôn ép phun. Việc ANN đạt độ chính xác tiệm cận RF chứng minh rằng đây là phương pháp phù hợp và có giá trị đối với các bài toán mô phỏng và dự đoán trong lĩnh vực nhiệt – cơ. Đồng thời, ANN cũng tạo điều kiện thuận lợi cho việc mở rộng nghiên cứu, tối ưu hóa tham số và tích hợp với các phương pháp tính toán nâng cao trong các hướng nghiên cứu tiếp theo.

5. Kết luận

Nghiên cứu này đã khảo sát việc ứng dụng các mô hình trí tuệ nhân tạo nhằm dự đoán phân bố nhiệt độ của lòng khuôn ép phun sử dụng kênh dẫn gia nhiệt dạng lớp. Cả hai mô hình mạng neuron nhân tạo (ANN) và Random Forest (RF) đều cho thấy hiệu suất dự đoán xuất sắc, với hệ số tương quan cao và sai số dự đoán thấp. Kết quả phân tích cho thấy hiệu suất dự đoán của mô hình mạng neuron nhân tạo được cải thiện đáng kể khi tăng số lượng neuron trong mạng, thể hiện qua sự suy giảm rõ rệt của sai số bình phương trung bình và hệ số tương quan tổng thể đạt giá trị rất cao. Khi tăng số lượng neuron trong lớp ẩn từ 7 lên 150 thì sai số bình phương trung bình (MSE) giảm từ 15,2575 xuống 0,6670 và hệ số tương quan tổng thể (R_{all}) tăng từ 0,9579 lên 0,9981. Điều này phản ánh khả năng của ANN trong việc học và biểu diễn hiệu quả các quan hệ phi tuyến phức tạp của quá trình truyền nhiệt trong khuôn ép phun. Mặc dù mô hình RF đạt mức sai số dự đoán thấp (với MSE chỉ dao động quanh 0,24–0,64 và R_{all} đạt 0,9991), đặc trưng dựa trên tập hợp các cây quyết định làm hạn chế khả năng mô tả liên tục mối quan hệ giữa các biến đầu vào. Ngược lại, ANN cho phép tùy biến linh hoạt cấu trúc mạng thông qua số lớp ẩn, số lượng neuron và hàm kích hoạt, nhờ đó mô hình có khả năng phân ánh sâu hơn bản chất vật lý của hiện tượng gia nhiệt. Việc ANN đạt độ chính xác dự đoán tương đương với RF khẳng định tính phù hợp và hiệu quả của phương pháp này đối với các bài toán dự đoán và mô phỏng trong lĩnh vực nhiệt – cơ. Ngoài ra, ANN còn tạo nên tảng thuận lợi cho các hướng nghiên cứu tiếp theo như tối ưu hóa tham số, dự đoán nhiệt độ theo thời gian thực và tích hợp với các khung mô phỏng hoặc thuật toán tối ưu hóa nâng cao. Những kết quả đạt được cho thấy ANN là một công cụ đầy tiềm năng trong việc hỗ trợ điều khiển nhiệt độ khuôn, góp phần nâng cao chất lượng sản phẩm và hiệu quả sản xuất trong quá trình ép phun.

Lời cảm ơn

Công trình được tài trợ kinh phí bởi Trường Đại học Công nghệ Kỹ thuật Thành Phố Hồ Chí Minh.

Xung đột lợi ích

Các tác giả tuyên bố không có xung đột lợi ích trong bài báo này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] P. C. Chang and S. J. Hwang, "Simulation of infrared rapid surface heating for injection molding," *Int. J. Heat Mass Transfer*, vol. 49, no. 21, pp. 3846–3854, Oct. 2006.
- [2] M. C. Yu, W. B. Young, and P. M. Hsu, "Micro-injection molding with the infrared-assisted mold heating system," *Mater. Sci. Eng. A*, vols. 460–461, pp. 288–295, Jul. 2007.
- [3] S. C. Chen, R. D. Chien, S. H. Lin, M. C. Lin, and J. A. Chang, "Feasibility evaluation of gas-assisted heating for mold surface temperature control during injection molding process," *Int. Commun. Heat Mass Transfer*, vol. 36, no. 8, pp. 806–812, Oct. 2009.
- [4] S. C. Chen, P. S. Minh, and J. A. Chang, "Gas-assisted mold temperature control for improving the quality of injection molded parts with fiber additives," *Int. Commun. Heat Mass Transfer*, vol. 38, no. 3, pp. 304–312, Mar. 2011.
- [5] Đ. T. Trung, Đ. N. Trinh, and P. S. Minh, "So sánh các phương pháp gia nhiệt cho khuôn phun ép với phương pháp giải nhiệt bằng nước," *Tạp chí Cơ khí Việt Nam*, vol. 7, pp. 68–72, 2014.
- [6] H. D. S. Toan, T. M. T. Uyen, and V. B. A. Dai, "Phân tích gia nhiệt và làm nguội bằng nước trong khuôn ép phun một số sản phẩm khác nhau," *J. Tech. Educ. Sci.*, vol. 10, no. 3, pp. 44–50, 2015.
- [7] P. S. Minh and N. Ho, "Đánh giá quá trình gia nhiệt cho lòng khuôn hình chữ nhật bằng phương pháp phun khí nóng từ bên ngoài," *J. Tech. Educ. Sci.*, vol. 10, no. 3, pp. 9–15, 2015.

- [8] P. S. Minh and T. V. Tron, "Mô phỏng quá trình gia nhiệt theo phương pháp cảm ứng từ cho khuôn phun ép nhựa bằng cuộn dây 3D," *J. Tech. Educ. Sci.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2013.
- [9] P. S. Minh and T. N. Rin, "Mô phỏng phân bố nhiệt độ của tấm khuôn âm với hệ thống kênh dẫn xoắn ốc," *Tạp chí Cơ khí Việt Nam*, vol. 4, pp. 57–61, 2016.
- [10] P. T. H. Nhung and H. Q. Thuy, "Nghiên cứu sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo trong dự báo lưu lượng nước đến hồ Hòa Bình trước 10 ngày," in *Proc. 10th Natl. Conf. Select. Topics Inf. Commun. Technol.*, Dai Lai, Vietnam, 2007, p. 9.
- [11] T. Q. Cong, "Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự báo sản lượng điện của nhà máy điện mặt trời," *Khoa học Kỹ thuật Thủy lợi và Môi trường*, special issue, pp. 90–94, 2021.
- [12] T. K. Toai, D. C. T. Nhan, and V. M. Huan, "Ứng dụng mạng nơ-ron để dự báo mưa kết hợp mạng cảm biến không dây," *J. Tech. Educ. Sci.*, vol. 16, no. 4, pp. 10–19, 2021.
- [13] T. Q. Dung and P. D. Khang, "Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo trong dự báo độ rỗng," *Petrovietnam J.*, vol. 7, pp. 18–27, 2019.
- [14] T. M. T. Uyen, H. T. Nguyen, V. T. Nguyen, P. S. Minh, T. T. Do, and V. T. T. Nguyen, "Optimizing the tensile strength of weld lines in glass fiber composite injection molding," *Materials*, vol. 17, no. 14, p. 3428, 2024.
- [15] A. Kumar, P. S. Ghoshdastidar, and M. K. Muju, "Computer simulation of transport processes during injection mold-filling and optimization of the molding conditions," *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 120, no. 1, pp. 438–449, Jan. 2002.
- [16] H. L. Chen, S. C. Chen, W. H. Liao, R. D. Chien, and Y. T. Lin, "Effects of insert film on asymmetric mold temperature and associated part warpage during in-mold decoration injection molding of PP parts," *Int. Commun. Heat Mass Transfer*, vol. 41, pp. 34–40, Feb. 2013.
- [17] S. Chen, J. Chang, Y. Wang, and C. Yeh, "Development of gas-assisted dynamic mold temperature control system and its application for micro molding," in *Proc. Regional Tech. Conf. Soc. Plastics Eng.*, 2008.
- [18] M. C. Yu, W. B. Young, and P. M. Hsu, "Micro-injection molding with the infrared-assisted mold heating system," *Mater. Sci. Eng. A*, vol. 460, pp. 288–295, Jul. 2007.
- [19] A. C. Liou, R. H. Chen, C. K. Huang, C. H. Su, and P. Y. Tsai, "Development of a heat-generable mold insert and its application to the injection molding of microstructures," *Microelectron. Eng.*, vol. 117, pp. 41–47, Apr. 2014.
- [20] C. Shen, L. Wang, and Q. Li, "Optimization of injection molding process parameters using a combination of artificial neural network and genetic algorithm," *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 183, no. 2, pp. 412–418, Mar. 2007.
- [21] M. El Ghadoui, A. Mouchtachi, and R. Majdoul, "A hybrid optimization approach for intelligent manufacturing in plastic injection molding using artificial neural networks and genetic algorithms," *Sci. Rep.*, vol. 13, 2023.

Thi Phuong Linh Nguyen obtained her Bachelor's degree in nuclear physics and technology in 2019 from the National Research Nuclear University "MEPhI", Russia. She is currently pursuing a Master's degree in Thermal Engineering at the Department of Thermal Engineering, Faculty of Vehicle and Energy Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology and Engineering (HCM-UTE), Vietnam. She is presently working at Power Engineering Consulting Joint Stock Company 2 (PECC2), in the Nuclear & Thermal Engineering Technology Department. Her professional interests include thermal engineering, nuclear power systems, and energy-related technologies.
Email: 2391003@student.hcmute.edu.vn. ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-6573-3626>

Tran Phu Nguyen was born in Khanh Hoa, Vietnam, in 1987. He received the B.S. degree in Engineering and Technology from Nong Lam University, Ho Chi Minh City, Vietnam, in 2009, and the Ph.D. degree in Mechanical Engineering from National Central University, Taoyuan City, Taiwan, in 2018. Since 2020, he has been a Lecturer with the Department of Renewable Energy, Faculty of Mechanical Engineering, Ho Chi Minh University of Technology and Education (currently Ho Chi Minh City University of Technology and Engineering), Ho Chi Minh City, Vietnam. He has served as a section chairperson at several international conferences and was awarded the Excellent Conference Paper Award at the International Conference on Sustainable Energy and Environment in 2023. His research interests include heat transfer; fluid mechanics; computational fluid dynamics; injection molding; mold thermal management; and computer-aided engineering software.
Email: phunt@hcmute.edu.vn. ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-2256-8269>.