

PREDICTION MODEL AND OPTIMIZATION OF MACHINING PARAMETERS USING INTEGRATED ANN-GA METHOD ON CNC MILLING MACHINE

Tran Cong Chi^{1*}, Nguyen Van Tuu¹, Tran Cong Luu²

¹Vietnam National University of Forestry

²Ninh Binh Vocational College of Mechanical Implements

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Received: 23/5/2021 Revised: 22/6/2021 Published: 22/6/2021	The surface roughness is one of the important indicators widely used to evaluate surface quality in mechanical processing. This paper introduces a predictive model and optimizes machining parameters by integrating the artificial neural network (ANN) model and genetic algorithm (GA) when machining on CNC milling machines. To evaluate the capability of the ANN-GA method for prediction and optimization of surface roughness, a real experiment on machining C45 steel with a high-speed steel tool was performed on an AGMA - A8 CNC milling machine. The results show that the 3-8-1 network structure of ANN proposed model has the correlation coefficient (R) values greater than 0.9, indicating that it can predict the surface roughness accurately and reliably. In addition, GA is integrated with neural network model to determine the optimal machining parameters leading to minimum surface roughness. The results of this study demonstrate that the ANN-GA method is capable of predicting and optimizing the optimum machining parameters.
KEYWORDS Cutting parameter Optimization ANN model GA algorithm CNC milling machine	

MÔ HÌNH DỰ BÁO VÀ XÁC ĐỊNH CHẾ ĐỘ CẮT TỐI ƯU TRÊN MÁY PHAY CNC DỰA TRÊN PHƯƠNG PHÁP TÍCH HỢP ANN-GA

Trần Công Chi^{1*}, Nguyễn Văn Tụ¹, Trần Công Lưu²

¹Trường Đại học Lâm Nghiệp

²Trường Cao đẳng Cơ giới Ninh Bình

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
Ngày nhận bài: 23/5/2021 Ngày hoàn thiện: 22/6/2021 Ngày đăng: 22/6/2021	Độ nhám bề mặt là một trong những chỉ số quan trọng được sử dụng rộng rãi để đánh giá chất lượng bề mặt trong gia công cơ khí. Bài báo này giới thiệu mô hình dự đoán và tối ưu hóa các thông số gia công bằng cách kết hợp mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và thuật toán di truyền (GA) khi gia công trên máy phay CNC. Để đánh giá hiệu quả của phương pháp ANN-GA trong việc dự đoán và tối ưu hóa độ nhám bề mặt, một thí nghiệm gia công thép C45 bằng dao phay thép gió đã được thực hiện trên máy phay AGMA - A8. Kết quả nghiên cứu cho thấy, mô hình ANN được phát triển với cấu trúc mạng 3-8-1 có các giá trị hệ số tương quan (R) lớn hơn 0,9. Điều này chứng minh rằng, mô hình có khả năng dự báo độ nhám bề mặt chính xác và đáng tin cậy. Ngoài ra, thuật toán GA được kết hợp với mô hình ANN đã xác định thông số gia công tối ưu. Kết quả của nghiên cứu này chứng minh rằng, phương pháp kết hợp ANN-GA có đủ độ tin cậy để dự đoán được các thông số gia công tối ưu.
TỪ KHÓA Chế độ cắt Tối ưu hóa Mô hình ANN Thuật toán GA Máy phay CNC	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.4533>

* Corresponding author. Email: trancongchi_bk@yahoo.com

1. Giới thiệu

Nghiên cứu tối ưu hoá chế độ cắt trong gia công cơ khí chẳng những nâng cao hiệu quả kinh tế - kỹ thuật của từng nguyên công mà còn tạo ra các dữ liệu quan trọng phục vụ việc tự động hoá quá trình chuẩn bị công nghệ, rút ngắn thời gian và khối lượng lao động khi chuẩn bị sản xuất, đồng thời còn tạo ra các điều kiện cơ bản cho việc điều khiển nguyên công tiến tới tự động hoá quá trình sản xuất. Đặc biệt, hiện nay việc ứng dụng các loại máy được điều khiển tự động dưới sự trợ giúp của máy tính (Computer Numerical Control - CNC) đang là xu hướng phát triển mạnh mẽ trong công nghiệp do tính linh hoạt của thiết bị trong hệ thống công nghệ tỷ lệ thuận với chi phí và giá thành. Do đó, nghiên cứu tối ưu hóa chế độ gia công nhằm sử dụng hiệu quả các máy CNC là điều kiện cần thiết đối với quá trình gia công cơ khí [1, 2].

Nghiên cứu ứng dụng các mô hình toán học để khảo sát sự phụ thuộc của độ nhám bề mặt vào chế độ gia công khi phay đã được báo cáo trong nhiều nghiên cứu. Lela và cộng sự (2009) đã khảo sát sự thay đổi của độ nhám bề mặt khi phay với các chế độ cắt khi thay đổi của vận tốc cắt (V), tốc độ tiến dao (S) và chiều sâu cắt (t) đối với thép ST 52-3. Họ đã áp dụng ba phương pháp lập mô hình khác nhau cho dữ liệu thực nghiệm: mạng nơron Bayes, phân tích hồi quy và máy véc tơ hỗ trợ [3]. Kovac và cộng sự (2013) cũng đã thực hiện nghiên cứu trên thép AISI 1060 và đã chứng minh lợi thế của mô hình thực nghiệm sử dụng kỹ thuật mô hình logic mờ so với phân tích hồi quy truyền thống [4]. Bajic và cộng sự (2008) đã nghiên cứu ảnh hưởng của các thông số cắt khác nhau đến độ nhám bề mặt trong quá trình phay thép ST 52-3. Họ đã sử dụng mô hình dự báo độ nhám bề mặt bằng hai cách tiếp cận mô hình khác nhau là phân tích hồi quy và mạng nơron [5]. Chen và cộng sự (2019) đã nghiên cứu tối ưu hóa các thông số gia công với việc giảm chi phí năng lượng và thời gian sản xuất cho quá trình phay mặt phẳng. Họ đã trình bày một cách tiếp cận tích hợp để giảm thiểu chi phí năng lượng và thời gian sản xuất bằng cách tối ưu hóa các công cụ cắt và các thông số cắt. Ba mô hình tối ưu hóa đã được sử dụng để chứng minh sự cần thiết của phương pháp tích hợp. Kết quả nghiên cứu cho thấy rằng cần phải tối ưu hóa dụng cụ cắt và các thông số cắt một cách tích hợp [6].

Tại Việt Nam, nhiều công trình nghiên cứu ảnh hưởng của chế độ cắt đến độ nhám bề mặt khi phay đã được thực hiện. Nguyễn Ngọc Kiên và cộng sự (2014) đã ứng dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo (Artificial neural network-ANN) và phân tích Taguchi để xác định chế độ cắt tối ưu khi gia công trên máy phay CNC. Họ đã xây dựng mối quan hệ thực nghiệm giữa chế độ cắt với năng suất và chất lượng bề mặt, tính toán chế độ cắt tối ưu cho gia công một số thép hợp kim [1]. Đỗ Anh Tuấn và cộng sự (2017) đã nghiên cứu tối ưu hóa các thông số quá trình lên độ nhám bề mặt và tốc độ bóc tách vật liệu trong quá trình phay thép SKD61 đã qua tôi cứng bằng phương pháp Taguchi kết hợp với mặt đáp ứng (RSM) [7]. Nguyễn Tuấn Linh và cộng sự (2018) cũng đã dựa trên cơ sở các mô hình hóa phay cao tốc đề xuất ứng dụng thuật toán tối ưu bầy đàn (Particle swarm optimization- PSO) cho quá trình tối ưu hóa chế độ cắt với hai mục tiêu đảm bảo độ nhám bề mặt và tuổi bền của dụng cụ cắt. Nhóm tác giả đã xây dựng phần mềm tính toán chế độ cắt tối ưu khi phay cao tốc sử dụng thuật toán PSO và đánh giá so sánh kết quả với giải thuật di truyền (Genetic Algorithms- GA) có sẵn trong phần mềm Matlab [8].

Nhiều công trình nghiên cứu khác đã ứng dụng mô hình ANN để xây dựng mô hình dự báo sự ảnh hưởng của chế độ cắt đến chất lượng gia công cơ khí [2, 9-13]. Tuy nhiên, các nghiên cứu trước đây đã cho thấy rằng, một nhược điểm khi dùng mạng ANN là khi xấp xỉ mạng nơron với một hệ phi tuyến sẽ khó khăn khi huấn luyện mạng vì có thể không tìm được điểm tối ưu toàn cục. Trong khi đó, thuật toán GA được biết đến như một giải thuật tìm kiếm dựa trên học thuyết về chọn lọc tự nhiên và nó cho phép ta đạt được tới cực trị toàn cục [12, 14]. Do đó, nghiên cứu này tiến hành xây dựng mô hình dự báo và xác định chế độ cắt tối ưu dựa trên phương pháp tích hợp ANN-GA khi gia công trên máy phay CNC. Kết quả nghiên cứu sẽ làm phong phú thêm lý thuyết trong qui hoạch thực nghiệm và xử lý dữ liệu thực nghiệm, quá trình tối ưu hóa các thông số công nghệ dựa trên trí tuệ nhân tạo vào kỹ thuật điều khiển thông số công nghệ trong gia công cơ khí.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Xây dựng bảng thí nghiệm

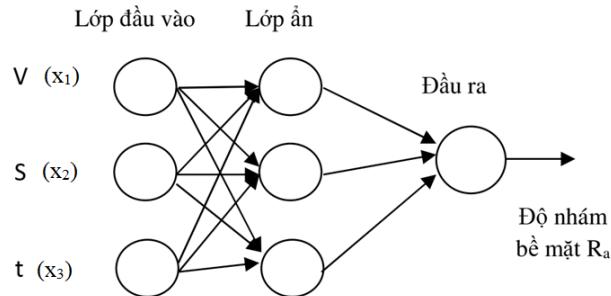
Nghiên cứu lựa chọn phương pháp ma trận thí nghiệm trực giao Taguchi để xác định số lượng mẫu thí nghiệm. Các dữ liệu cần thí nghiệm theo Taguchi được sắp xếp vào một bảng dưới dạng một ma trận trực giao (Orthogonal array-OA). Với 3 thông số vận tốc cắt V, lượng tiến dao S, chiều sâu cắt t, mỗi yếu tố được chia 5 mức: từ mức 1 đến mức 5 (Bảng 1). Do đó nghiên cứu chọn bảng ma trận thí nghiệm trực giao Taguchi $OA_{25}(5^3)$ nghĩa là với 3 yếu tố, mỗi yếu tố có 5 mức giá trị và tổng số thí nghiệm cần phải thực hiện là 25 thí nghiệm. Ngoài ra, nghiên cứu còn cắt thêm 40 chế độ khác để tăng độ tin cậy cho phương pháp mạng mờ neuron khi sử dụng để dự đoán mối quan hệ giữa chế độ cắt và độ nhám bề mặt (Bảng 2).

Bảng 1. Thông số đầu vào quá trình gia công

Mức	V(m/phút)	S(mm/răng)	t(mm)
1	50,24	0,10	0,25
2	62,8	0,15	0,50
3	75,36	0,20	1,00
4	87,92	0,25	1,25
5	100,48	0,30	1,50

2.2. Mô hình dự báo độ nhám bề mặt sử dụng ANN

Nghiên cứu này sử dụng ANN làm mô hình toán học xác định mối quan hệ thực nghiệm giữa chế độ cắt với yếu tố đầu ra là độ nhám bề mặt (R_a). Mục đích của mạng là tìm một qui luật toán học thể hiện mối quan hệ giữa yếu tố đầu vào và đầu ra tốt nhất. Dựa trên cơ sở nhận thức của mạng neuron thần kinh của con người xây dựng mô hình toán học để thiết lập mối quan hệ giữa các yếu tố công nghệ đến độ nhám bề mặt R_a như Hình 1.



Hình 1. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo

Mối quan hệ giữa các yếu tố đầu vào và đầu ra được thể hiện qua mối liên hệ giữa các lớp đầu vào và các lớp đầu ra. Hàm tác động được sử dụng trong thuật toán $f(x)$ là hàm tansig.

Giá trị u giữa lớp vào và lớp ẩn là:

$$u = \sum_{i=1}^m w_{ji} \cdot x_i + \theta_j \quad j = 1 \text{ đến } n \quad (1)$$

Giá trị u giữa lớp ẩn và lớp ra là:

$$u = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot v_j + \theta_k \quad k = 1 \text{ đến } n \quad (2)$$

Để đánh giá chất lượng mô hình toán học mạng, nghiên cứu sử dụng các tiêu chuẩn đánh giá kết quả dự báo của mô hình là sai số phần trăm tuyệt đối trung bình MAPE (Mean Absolute Percentage Error), căn bậc hai của sai số bình phương trung bình RMSE (Root Mean Square Error) và hệ số xác định R^2 (Coefficient of Determination). Các giá trị này đều có giá trị dương và càng nhỏ chứng tỏ mô hình dự báo càng chính xác.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2} \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \left| \frac{t_i - o_i}{t_i} \right| \right) \times 100 \quad (4)$$

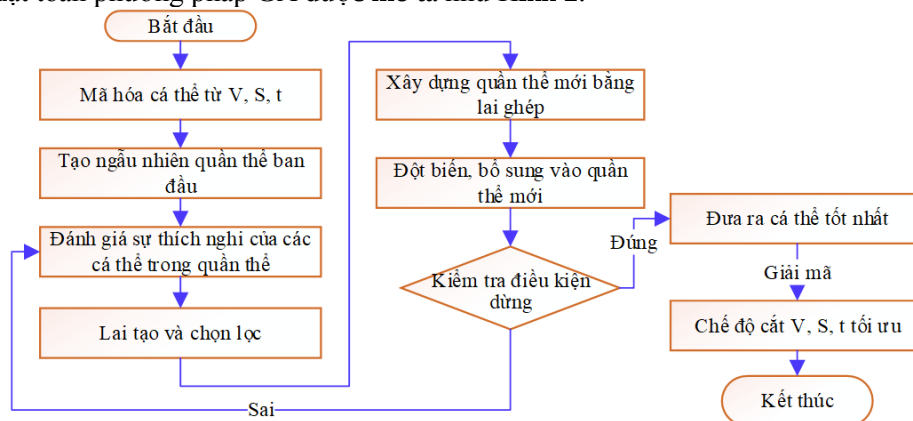
$$R^2 = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^N (o_i)^2} \right) \quad (5)$$

Trong đó: t_i là giá trị đầu ra thực ở vòng lặp thứ i
 o_i là giá trị đầu ra được tính toán ở vòng lặp thứ i

2.3. Xác định chế độ cắt tối ưu dựa trên thuật toán di truyền

Thuật toán GA là kỹ thuật phỏng theo quá trình thích nghi tiến hóa của các quần thể sinh học dựa trên học thuyết Darwin. GA là phương pháp tìm kiếm tối ưu ngẫu nhiên bằng cách mô phỏng theo sự tiến hóa của con người hay của sinh vật. Trong di truyền học, cá thể trong quần thể thường được biểu diễn dưới dạng nhiễm sắc thể (NST), các NST được tạo thành từ các đơn vị Gen theo một chuỗi nhất định mà mỗi Gen được đặc trưng cho một hoặc một số tình trạng nhất định. Tập hợp tất cả các lời giải được thể hiện bằng một hay nhiều quần thể, sau khi trải qua nhiều thế hệ tiến hóa, các cá thể sẽ phát triển đến trạng thái tối ưu hoặc gần tối ưu theo yêu cầu.

Trong nghiên cứu này, phương pháp GA được sử dụng để tối ưu hóa các thông số gia công. Sơ đồ thuật toán phương pháp GA được mô tả như Hình 2.



Hình 2. Sơ đồ thuật toán phương pháp GA

Cụ thể cần tìm bộ (V, S, t) để $R_a = f(V, S, t)$ đạt giá trị nhỏ nhất (min) với các điều kiện biên là: $S_{min} \leq S \leq S_{max}$; $V_{min} \leq V \leq V_{max}$; $t_{min} \leq t \leq t_{max}$. Mỗi một bộ V , S và t tương ứng với một nhiễm sắc thể. Giá trị của V , S và t là ba gen của một nhiễm sắc thể. Trong bước đầu tiên, một tập hợp bao gồm n bộ V , S và t được tạo ngẫu nhiên. Tập hợp này là thể hệ hiện tại. Sau đó tập hợp V , S và t cho độ nhám bề mặt nhỏ hơn bằng phương trình từ hệ thống phương trình toán học

kết xuất được từ mạng nơron (ANN) biểu diễn mối quan hệ $R_a = f(V, S, t)$. Quần thể gốc được khởi tạo ngẫu nhiên từ sự kết hợp các gen V, S, t . Số lượng cá thể trong quần thể (m) không nên quá lớn sẽ làm tăng không gian tìm kiếm (lâu hội tụ) hay quá nhỏ (dễ xảy ra cực tiểu địa phương).

3. Điều kiện thực nghiệm

3.1. Vật liệu và thiết bị gia công

Nghiên cứu được tiến hành thực nghiệm gia công vật liệu thép C45 trên máy phay CNC mã hiệu AGMA - A8 với hệ điều khiển FANUC OI-MC tại xưởng thực hành Trường Cao đẳng nghề cơ giới Ninh Bình (Hình 3). Dụng cụ cắt là dao phay ngón 4 me cắt, đường kính $\varnothing 16$ mm, vật liệu dao làm bằng thép gió HSS.



Hình 3. Quá trình thí nghiệm gia công trên máy

3.2. Thiết bị đo

Độ nhám bề mặt được xác định bằng thông số R_a trên bề mặt chi tiết với phương chuyển động tịnh tiến của đầu đo song song với phương chạy dao trên chi tiết (nhám dọc). Mỗi mẫu được đo lặp lại 3 lần, giá trị R_a cuối cùng là trung bình cộng của 3 lần đo. Độ nhám được đo bằng thiết bị TR200 Handheld Roughness Tester được sản xuất tại Mỹ, độ chính xác R_a 0,005 μm .

4. Kết quả và thảo luận

4.1. Mô hình dự báo

Kết quả các mẫu thí nghiệm với các điều kiện chế độ cắt khác nhau được giới thiệu trong Bảng 2. Để xây dựng mô hình dự báo ảnh hưởng của chế độ cắt đến độ nhám bề mặt, dữ liệu thực nghiệm được chia làm 2 phần: Dữ liệu dùng để huấn luyện mạng xây dựng mô hình và bộ dữ liệu để kiểm tra. Zhang và cộng sự (1998) khuyến nghị rằng, tỷ lệ mẫu huấn luyện và kiểm tra có thể được đưa ra dưới dạng phần trăm, chẳng hạn như 90%:10%, 85%:15%, 80%:20% hoặc 70%:30% với tổng là 100% cho tỷ lệ kết hợp [15]. Trong nghiên cứu này, với số lượng mẫu nhỏ nên nghiên cứu lựa chọn tỷ lệ 80% : 20%. Do đó, bộ dữ liệu huấn luyện: 52 bộ dữ liệu chế độ cắt (V, S, t) và bộ dữ liệu xác nhận mô hình: 13 bộ dữ liệu chế độ cắt (V, S, t). Trong quá trình huấn luyện mạng, bộ dữ liệu xây dựng mô hình lựa chọn tỷ lệ 70%:15%:15% tương ứng với dữ liệu dùng để đào tạo (training Data), xác nhận (validation) và kiểm tra mạng (testing). Các bộ dữ liệu được lựa chọn ngẫu nhiên, các dữ liệu huấn luyện sẽ không được sử dụng trong dữ liệu kiểm tra và xác nhận. Hàm truyền *tansig* đã được lựa chọn làm hàm truyền của lớp ẩn và một hàm truyền tuyến tính đã được sử dụng cho hàm truyền của lớp đầu ra. Hàm *Trainlm* và *Learnqdm* đã được sử dụng trong quá trình huấn luyện.

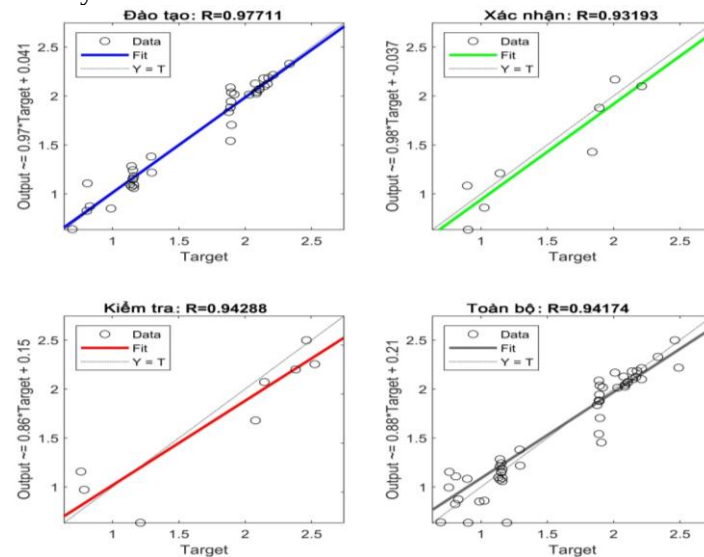
Trong nghiên cứu này, công cụ ANN của phần mềm Matlab R18 được sử dụng xây dựng mô hình dự báo độ nhám bề mặt dựa trên chế độ gia công.

Bảng 2. Bảng trực giao OA25(5³) với các thí nghiệm cắt bổ sung và kết quả thực nghiệm

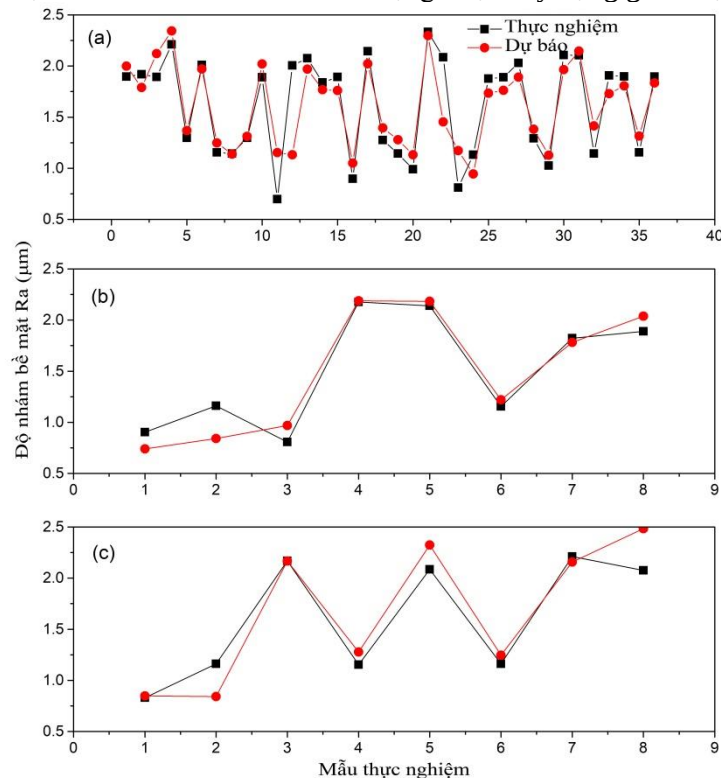
Stt	V	S	t	Ra	Stt	V	S	t	Ra	Stt	V	S	t	Ra
1	1	1	1	1.161	23	5	3	2	2.010	45	3	3	1	1.896
2	1	2	2	1.154	24	5	4	3	2.006	46	3	1	2	1.132
3	1	3	3	1.144	25	5	5	4	2.139	47	3	5	3	1.876
4	1	4	4	1.908	26	1	1	5	1.889	48	3	3	4	2.075
5	1	5	5	1.896	27	1	5	1	2.211	49	3	2	5	0.698
6	2	1	2	0.830	28	1	2	4	1.897	50	4	1	5	2.005
7	2	2	3	1.161	29	1	4	2	2.168	51	4	5	1	2.075
8	2	3	4	1.908	32	1	3	1	1.153	52	4	2	4	1.996
9	2	4	5	2.085	31	1	1	3	1.162	53	4	1	3	1.026
10	2	5	1	2.105	32	1	3	5	1.706	54	4	3	5	2.107
11	3	1	3	0.853	33	1	5	3	2.176	55	4	4	3	1.889
12	3	2	4	1.210	34	2	1	5	0.811	56	4	4	1	1.275
13	3	3	5	1.918	35	2	2	4	1.154	57	4	5	2	1.144
14	3	4	1	1.893	36	2	4	2	2.075	58	5	5	1	1.822
15	3	5	2	2.211	37	2	3	1	1.296	59	5	2	4	1.287
16	4	1	4	1.161	38	2	1	3	0.807	60	5	4	2	1.839
17	4	2	5	1.154	39	2	3	5	1.889	61	5	3	1	1.893
18	4	3	1	2.144	40	2	5	3	2.275	62	5	1	3	0.897
19	4	4	2	1.297	41	2	2	5	1.144	63	5	3	5	2.076
20	4	5	3	1.287	42	3	1	5	0.989	64	5	5	3	2.030
21	5	1	5	0.904	43	3	5	1	2.334	65	5	2	5	1.292
22	5	2	1	1.297	44	3	4	2	2.085	-	-	-	-	-

4.1.1. Mô hình ANN từ bộ dữ liệu huấn luyện

Kết quả sai số bình phương trung bình MSE (Mean squared error) và hệ số tương quan (Pearson correlation coefficient- R) trong quá trình huấn luyện cho mỗi lần lặp trong tất cả các mô hình mạng đã được ghi lại. Mục đích là tìm một kiến trúc mô hình và thuật toán học tập cung cấp MSE tối thiểu và R cao trong quá trình huấn luyện. Kết quả quá trình huấn luyện với số lớp ẩn từ 1 đến 15 cho thấy cấu trúc mạng 3-8-1 có MSE thấp và R cao nhất khi chạy mô hình với số lần lặp tăng dần cho đến 7 và sau thời điểm này nó không đổi. Do đó, cấu trúc mạng 3-8-1 được chọn cho nghiên cứu này.

**Hình 4.** Mối tương quan giữa các giá trị huấn luyện và các giá trị dự báo của cấu trúc mạng 3-8-1

Mối quan hệ giữa các giá trị thực nghiệm và các giá trị dự đoán của dữ liệu đào tạo, xác nhận và kiểm tra của cấu trúc mạng 3-8-1 được thể hiện trong hình 4. Giá trị R trong khi đào tạo là 0,977, xác nhận là 0,932 và kiểm tra là 0,943. Ngoài ra, khi so sánh toàn bộ tập dữ liệu với các giá trị dự đoán của mô hình thì giá trị $R = 0,942$. Hệ số tương quan lớn hơn 0,9 cho thấy rằng, toàn bộ tập dữ liệu (dữ liệu huấn luyện) và mô hình dự đoán có mối tương quan tốt. Dữ liệu thực nghiệm và dữ liệu dự đoán từ mô hình ANN của mạng được xây dựng giới thiệu trong hình 5.

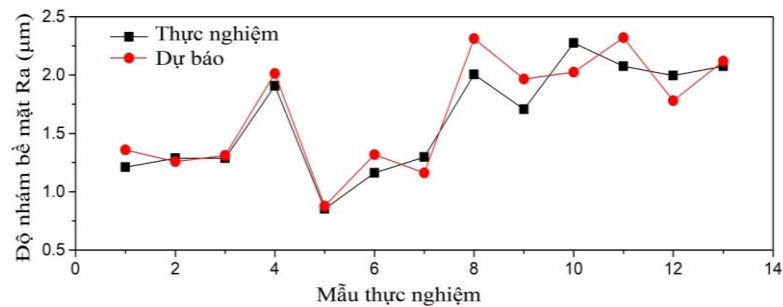


Hình 5. Giá trị thực nghiệm và giá trị dự đoán của tập dữ liệu đào tạo (a), tập dữ liệu xác nhận (b) và tập dữ liệu kiểm tra (c)

Hiệu quả dự đoán của mô hình được đánh giá dựa trên MAPE, RMSE và R^2 . Kết quả cho thấy các giá trị MAPE được xác định lần lượt là 2,02%; 0,057% và 2,259% trong dự đoán cho các tập dữ liệu đào tạo, xác nhận và kiểm tra. Các giá trị RMSE được tìm thấy là 0,237% cho đào tạo; 0,07% cho xác nhận và 0,099% cho kiểm tra. Các mức sai số này là các giá trị thỏa mãn. Ngoài ra, các giá trị R^2 lần lượt là 0,979; 0,999 và 0,986 cho các tập dữ liệu đào tạo, xác nhận và kiểm tra. Các giá trị thu được của R^2 của mô hình ANN cho thấy sự phù hợp tốt giữa các kết quả đo được và dự đoán của mô hình. Điều này có nghĩa là dựa trên các thông số chế độ cắt, mô hình ANN được phát triển có thể dự báo độ nhám bề mặt một cách chính xác và đáng tin cậy. Kết quả này cũng phù hợp với nhiều nghiên cứu trước đây khi nghiên cứu xây dựng mô hình dự báo độ nhám bề mặt khi gia công trên máy CNC.

4.1.2. Xác nhận mô hình ANN

Để đánh giá mức độ phù hợp của mô hình ANN đã phát triển bằng bộ dữ liệu xác nhận mô hình (13 bộ dữ liệu). Kết quả thử nghiệm thống kê kiểm định t-Test đã được tiến hành cho thấy không có sự khác biệt đáng kể giữa dữ liệu thực nghiệm và dữ liệu dự đoán từ mô hình ANN ($p = 0,3$). Do đó, mô hình ANN trong nghiên cứu này phù hợp về mặt thống kê với mức độ phù hợp theo quan điểm mô hình hóa. Dữ liệu thực nghiệm và dự báo được giới thiệu trên hình 6.



Hình 6. So sánh giá trị thực nghiệm và giá trị dự đoán của tập dữ liệu xác nhận mô hình

4.2. Xác định chế độ cắt tối ưu dựa trên thuật toán di truyền

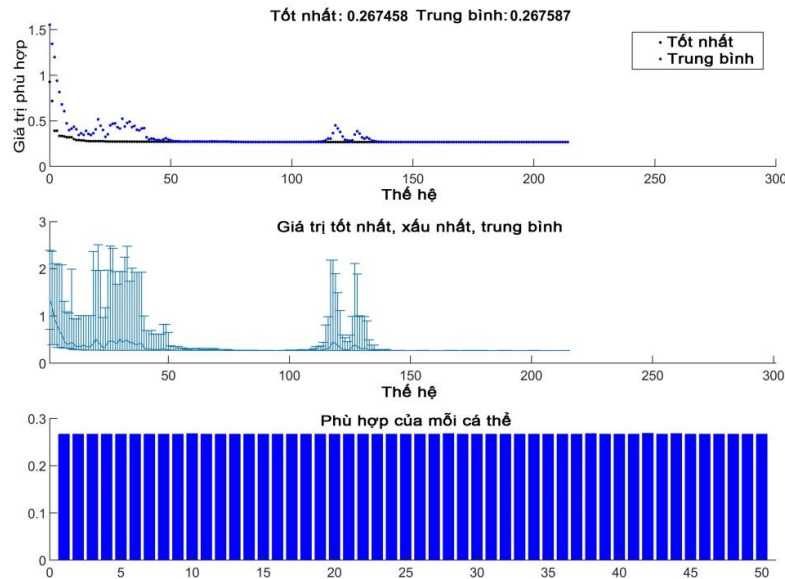
4.2.1. Lựa chọn hàm mục tiêu

Phương pháp GA được sử dụng để tối ưu hóa các thông số gia công. Cụ thể cần tìm bộ (V,S,t) để $R_a = f(V,S,t)$ đạt giá trị nhỏ nhất (min) với các điều kiện biên là: $0,1 \leq S \leq 0,3$; $50,24 \leq V \leq 100,48$; $0,25 \leq t \leq 1,5$. Do đó cần tìm kiếm véctor trong không gian tìm kiếm giới hạn biên để cho R_a nhỏ nhất. Nghiên cứu này sử dụng hàm huấn luyện từ mô hình ANN làm hàm mục tiêu (fitness function) cho thuật toán GA. Cụ thể:

```
function [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1)
%MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
% Generated by Neural Network Toolbox function genFunction, 15-Apr-2021 09:41:36.
%
% [y1] = myNeuralNetworkFunction(x1) takes these arguments:
% x = 3xQ matrix, input #1
.....
.....
a = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;
end
% Map Minimum and Maximum Output Reverse-Processing Function
function x = mapminmax_reverse(y,settings)
x = bsxfun(@minus,y,settings.ymin);
x = bsxfun(@rdivide,x,settings.gain);
x = bsxfun(@plus,x,settings.xoffset);
end
```

4.2.2. Kết quả tối ưu khi sử dụng thuật toán GA

Sử dụng công cụ tối ưu hóa (Optimization) trong phần mềm Matlab R18, với hàm mục tiêu và giới hạn biên của các thông số đầu vào. Quá trình tính toán tới lần lặp 214 cho kết quả điểm tối ưu: $V = 55,959$ (m/phút), $S = 0,1$ (mm/răng), $t = 0,635$ (mm) thì thu được $R_{amin} = 0,267 \mu m$ (Hình 7). So sánh với các giá trị độ nhám bề mặt khi thực nghiệm thì kết quả phân tích tối ưu lại đạt được với tốc độ cắt thấp và chiều sâu cắt ở khoảng giá trị trung bình. Kết quả này có sự sai khác với cơ sở lý thuyết, lý do có thể là do thuật toán GA được thực hiện với hàm mục tiêu được xây dựng từ mô hình dự báo ANN với hệ số tương quan mới chỉ đạt 0,94. Mô hình này được xây dựng dựa trên số liệu thực nghiệm nên độ chính xác của nó phụ thuộc vào giá trị thực nghiệm và số lượng mẫu; đồng thời, trong thực tế gia công ngoài chế độ cắt thì chất lượng bề mặt chịu ảnh hưởng của rất nhiều yếu tố khác. Một số công trình khoa học đã công bố cũng cho thấy trong những điều kiện nhất định khi giảm tốc độ cắt vẫn có thể đạt được giá trị độ nhám bề mặt thấp do giảm sự ảnh hưởng rung động của hệ thống công nghệ [9, 12].



Hình 7. Kết quả tối ưu khi sử dụng thuật toán GA

Để kiểm tra khả năng dự đoán và tính chính xác từ phương pháp, sau khi chuẩn bị máy, phôi, chúng tôi tiến hành gia công 5 mẫu chi tiết theo bản vẽ kỹ thuật tương tự như trong quá trình thí nghiệm với chế độ cắt tối ưu vừa được dự đoán. Kết quả gia công được trình bày trong bảng 3.

Bảng 3. Giá trị cắt thực tế so với giá trị tối ưu hóa

STT	V (m/ph)	S (mm/răng)	t (mm)	Ra	Sai lệch so với dự đoán (%)
1	55,959	0,1	0,635	0,260	2,6
2				0,288	7,9
3				0,268	0,4
4				0,251	6,0
5				0,291	9,0

Với kết quả dự đoán và thực tế gia công thấy rằng sai lệch giữa dự đoán và thực tế dao động không quá 9%. Với kết quả này hoàn toàn chấp nhận được trong thực tế sản xuất và khẳng định tính đúng đắn của mạng thần kinh nhân tạo để thiết lập mối quan hệ thực nghiệm cho độ chính xác cao và thuật toán di truyền giải quyết bài toán tối ưu hiệu quả.

5. Kết luận

Bài báo này đã xây dựng mô hình dự báo và xác định chế độ cắt tối ưu dựa trên phương pháp tích hợp ANN-GA khi gia công trên máy phay CNC. Kết quả nghiên cứu cho thấy:

- Mô hình ANN với cấu trúc mạng 3-8-1 có giá trị R trong khi đào tạo, xác nhận và kiểm tra tương ứng là 0,977; 0,932 và 0,943. Điều này chứng minh rằng, toàn bộ tập dữ liệu huấn luyện và mô hình dự báo có mối tương quan tốt nên có thể được sử dụng để xây dựng mô hình dự báo chế độ cắt trước khi gia công. Ngoài ra, kết quả phân tích t-Test với tập dữ liệu thực nghiệm đã cho thấy không có sự khác biệt đáng kể với dữ liệu dự đoán từ mô hình ANN ($p=0,3$). Do đó, mô hình ANN trong nghiên cứu này phù hợp về mặt thống kê theo quan điểm mô hình hóa.

- Phương pháp tích hợp ANN-GA sau 214 lần lặp đã tìm được thông số cắt tối ưu $V = 55,959$ (m/phút), $S = 0,1$ (mm/răng), $t = 0,635$ (mm). Kết quả thực tế gia công với chế độ cắt tối ưu cho thấy sai lệch giữa dự đoán và thực tế dao động không quá 9%. Kết quả này hoàn toàn chấp nhận được trong thực tế sản xuất và khẳng định tính đúng đắn của phương pháp ANN-GA khi giải quyết bài toán tối ưu chế độ gia công.

Tuy nhiên, phương pháp đề xuất trong nghiên cứu này còn có một số điểm hạn chế. Thứ nhất, số lượng mẫu thí nghiệm nhỏ, điều này làm ảnh hưởng đến độ chính xác của mô hình dự báo nên có thể ảnh hưởng đến kết quả khi xác định giá trị tối ưu. Thứ hai, nghiên cứu này mới chỉ khảo sát ảnh hưởng của chế độ cắt đến độ nhám bề mặt mà chưa xem xét các yếu tố khác. Do đó, cần có những nghiên cứu chuyên sâu để xác nhận hiệu quả của phương pháp, từ đó áp dụng vào thực tế sản xuất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] N. N. Kien, "Applying artificial intelligence methods and Taguchi analysis to determine the cutting parameters when machining on CNC milling machines," Ph.D, Hanoi University of Science & Technology (HUST), Hanoi, 2014.
- [2] A. T. Abbas, D. Y. Pimenov, I. N. Erdakov, T. Mikolajczyk, M. S. Soliman, and M. M. El Rayes, "Optimization of cutting conditions using artificial neural networks and the Edgeworth-Pareto method for CNC face-milling operations on high-strength grade-H steel," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 105, no. 5, pp. 2151-2165, 2019.
- [3] B. Lela, D. Bajić, and S. Jozić, "Regression analysis, support vector machines, and Bayesian neural network approaches to modeling surface roughness in face milling," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 42, no. 11-12, pp. 1082-1088, 2009.
- [4] P. Kovac, D. Rodic, V. Pucovsky, B. Savkovic, and M. Gostimirovic, "Application of fuzzy logic and regression analysis for modeling surface roughness in face milling," *Journal of Intelligent manufacturing*, vol. 24, no. 4, pp. 755-762, 2013.
- [5] D. Bajić, B. Lela, and D. Živković, "Modeling of machined surface roughness and optimization of cutting parameters in face milling," *Metallurgija*, vol. 47, no. 4, pp. 331-334, 2008.
- [6] X. Chen, C. Li, Y. Tang, L. Li, Y. Du, and L. Li, "Integrated optimization of cutting tool and cutting parameters in face milling for minimizing energy footprint and production time," *Energy*, vol. 175, pp. 1021-1037, 2019.
- [7] D. A. Tuan and N. H. That, "Optimizing on surface roughness and materials rate for milling SKD61 hardening steel with taguchi methods and response surface methodology," *Journal of Science and Technology - Hung Yen University of Technology and Education*, vol. 15, pp. 22-26, 2017.
- [8] T. L. Nguyen, T. D. Hoang, and L. Hoang, "Multi-objective optimization for high speed milling using PSO algorithm," *Proceeding of the 5th National Conference on Mechanical Science & Technology (VCME) Hanoi*, 2018, pp. 566-577.
- [9] Y.-C. Lin, K.-D. Wu, W.-C. Shih, P.-K. Hsu, and J.-P. Hung, "Prediction of Surface Roughness Based on Cutting Parameters and Machining Vibration in End Milling Using Regression Method and Artificial Neural Network," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 11, pp. 3941, 2020.
- [10] D. L. Nguyen, "Prediction Surface Roughness Using Artificial Neural Network Application For Turning Steel C45," *Science and Technology journal (Hanoi University of Industry)*, vol. 43, pp. 62-66, 2017.
- [11] B. R. Krishnan, C. M. Sundaram, and A. Vembathurajesh, "Review of Surface Roughness Prediction in Cylindrical Grinding process by using RSM and ANN," *International Journal of Recent Trends in Engineering and Research*, vol. 4, no. 12, pp. 2455-1457, 2018.
- [12] K. S. Sangwan, S. Saxena, and G. Kant, "Optimization of machining parameters to minimize surface roughness using integrated ANN-GA approach," *Procedia Cirp*, vol. 29, pp. 305-310, 2015.
- [13] N. N. Kien, T. V. Dich, V. T. Thang, and N. T. Hieu, "The Artificial Neural Network Method and Artificial Evolution Method for Determining the Optimal Technology Parameter to Manufacture on CNC Milling," *Vietnam Journal of Science and Technology*, vol. 51, no. 2, p. 259, 2013.
- [14] T. T. N. Nguyen, "Research on algorithms to find optimal solutions in the process of training neural networks to identify and control nonlinear dynamic objects," Ph.D, University of Economics - Technology for Industries, 2011.
- [15] G. Zhang, B. E. Patuwo, and M. Y. Hu, "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art," *International journal of forecasting*, vol. 14, no. 1, pp. 35-62, 1998.