

TỐI ƯU HÓA ĐỘ NHÁM BỀ MẶT VÀ TỐC ĐỘ LOẠI BỎ VẬT LIỆU TRONG TIỆN THÉP KHÔNG GỈ AISI 420 SỬ DỤNG ANN VÀ NSGA-II

OPTIMIZATION OF SURFACE ROUGHNESS AND MATERIAL REMOVAL RATE IN TURNING AISI 420 STAINLESS STEEL USING ANN AND NSGA-II

Nguyễn Văn Hải^{1*}, Lê Tiến Thịnh¹

DOI: <https://doi.org/10.57001/huih5804.2024.008>

TÓM TẮT

Nghiên cứu này tối ưu hóa độ nhám bề mặt (R_a) và Tốc độ loại bỏ vật liệu (MRR) trong quy trình tiện thép không gỉ AISI 420 bằng cách sử dụng Mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và Thuật toán di truyền sắp xếp không chi phối II (NSGA-II). Mô hình ANN được huấn luyện bằng cách sử dụng 22 điểm dữ liệu, và 7 điểm dữ liệu khác được sử dụng để kiểm chứng. Mô hình ANN thể hiện hiệu suất dự đoán tốt, với hệ số xác định (R^2) trên 0,95 cho cả dự đoán R_a và MRR. Từ mô hình phát triển, kỹ thuật SHapley Additive exPlanations (SHAP) được sử dụng để diễn giải mô hình ANN và xác định các tham số đầu vào có ảnh hưởng nhất đến các dự đoán. Trong số các yếu tố ảnh hưởng đến R_a , tốc độ tiến dao thể hiện là quan trọng nhất, tiếp theo là độ sâu cắt, tốc độ cắt và bán kính mũi dao. Tích hợp ANN và NSGA-II cho phép tối ưu hóa hiệu quả, đưa ra 50 giải pháp Pareto cho R_a (0,414 đến 0,942 μ m) và MRR (5,546 đến 15,577 $\text{cm}^3/\text{phút}$). Những lời giải số tối ưu này giúp lựa chọn các thông số cắt tối ưu và chứng minh tiềm năng của ANN và các thuật toán tối ưu hóa để tăng cường hiệu quả quy trình gia công. Các nghiên cứu trong tương lai có thể khám phá các ứng dụng rộng hơn và xem xét các yếu tố bổ sung để cải thiện độ chính xác của việc tối ưu hóa.

Từ khóa: Độ nhám bề mặt; tốc độ loại bỏ vật liệu; ANN; SHAP; NSGA-II; thép không gỉ AISI 420.

ABSTRACT

This study investigates the optimization of surface roughness (R_a) and Material Removal Rate (MRR) in the AISI 420 Stainless Steel turning process using Artificial Neural Networks (ANN) and the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II). The ANN model is trained using 22 data points, while seven are reserved for testing. The ANN model demonstrates excellent predictive performance, with correlation coefficients (R^2) exceeding 0.95 for both R_a and MRR predictions. The SHapley Additive exPlanations (SHAP) technique is employed to interpret the ANN model and identify the most influential input parameters on the predictions. Among the factors affecting R_a , feed rate emerges as the most significant, followed by depth of cut, cutting speed, and tip radius. Integrating ANN and NSGA-II allows for effective optimization, resulting in a range of Pareto solutions for R_a (0.414 to 0.942 μ m) and MRR (5.546 to 15.577 cm^3/min). These findings offer valuable insights for decision-makers in selecting optimal cutting parameters and demonstrate the potential of ANN and optimization algorithms to enhance machining processes. Future research can explore broader applications and consider additional factors to improve optimization accuracy.

Keywords: Surface roughness; material removal rate; ANN; SHAP; NSGA-II, AISI 420 stainless steel.

¹Trường Đại học Phenikaa

*Email: hai.nguyenvan1@phenikaaa-uni.edu.vn

Ngày nhận bài: 10/6/2023

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 10/9/2023

Ngày chấp nhận đăng: 20/01/2024

1. GIỚI THIỆU

Hợp kim thép không gỉ (SS) được sử dụng rộng rãi do độ bền, độ dẻo dai và khả năng chống ăn mòn cao. Austenitic hoặc ferritic SS đặc biệt phù hợp cho các ứng dụng trong môi trường ăn mòn, chẳng hạn như hóa chất, hóa dầu, hàng hải và y tế [1].

Trong lĩnh vực sản xuất, gia công tiện được sử dụng rộng rãi chiếm 30 ÷ 40% tổng khối lượng công việc của quá trình gia công để tạo hình các phôi hình trụ để đạt được các dung sai kích thước và chất lượng bề mặt mong muốn [2]. Độ nhám bề mặt và tốc độ loại bỏ vật liệu tốt là những yếu tố quan trọng ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất và chức năng của gia công cắt gọt bằng phương pháp tiện.

Trong các nghiên cứu gần đây, một số nhà nghiên cứu đã tập trung vào việc tối ưu hóa quá trình tiện của thép không gỉ AISI 420. Bouzid và cộng sự [3] đã sử dụng ANOVA và Phương pháp bề mặt chỉ tiêu (RSM) để lập mô hình và tối ưu hóa độ nhám bề mặt trong quá trình tiện. Phát hiện của họ chỉ ra rằng các thông số cắt tối ưu là tốc độ cắt 120m/phút, tốc độ tiến dao 0,08mm/vòng và độ sâu cắt 0,15mm. Tương tự, Zerti và cộng sự [4] kết hợp Mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và Phương pháp đáp RSM để tối ưu hóa đa mục tiêu, xem xét độ nhám bề mặt, lực cắt, công suất và năng suất. Kết quả của họ cho thấy bốn trường hợp giải pháp tối ưu, với sự lựa chọn tùy thuộc vào sở thích cụ thể của người ra quyết định. Moganapriya và cộng sự [5] đã tiến hành

các thử nghiệm tiện khô trên AISI 420 và sử dụng Tối ưu hóa đa mục tiêu RSM và phương pháp Data Envelopment Analysis-based Ranking (DEAR) để tối ưu hóa độ mòn của dụng cụ, độ nhám bề mặt và Tốc độ loại bỏ vật liệu (MRR). Nghiên cứu của họ đã xác định tốc độ tiến dao tối ưu là 0,2mm/vòng và độ sâu cắt là 0,5mm, giúp giảm thiểu hiệu quả độ mài mòn của dụng cụ và độ nhám bề mặt đồng thời tối đa hóa tốc độ loại bỏ vật liệu. Những nỗ lực nghiên cứu này thể hiện mối quan tâm không ngừng trong việc cải thiện quy trình tiện cho thép không gỉ AISI 420 bằng các phương pháp tối ưu hóa khác nhau, nhằm nâng cao chất lượng bề mặt, hiệu suất của dụng cụ và năng suất tổng thể.

Mặc dù cung cấp những hiểu biết có giá trị, các phương pháp tối ưu hóa thông thường có một số hạn chế nhất định, bao gồm tốn thời gian, tốn nhiều công sức và có khả năng bị hạn chế trong việc đưa ra các giải pháp tối ưu toàn cầu. Để giải quyết những hạn chế này và tận dụng khả năng của các kỹ thuật tối ưu hóa hiện đại, các nhà nghiên cứu đã nghiên cứu tích hợp các phương pháp tiên tiến như Mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và Thuật toán tiến hóa (EA) [6]. Những kỹ thuật tiên tiến này cung cấp các giải pháp đầy hứa hẹn để nâng cao hiệu suất và hiệu quả của các quy trình tối ưu hóa, khiến chúng trở nên phù hợp và hấp dẫn cao trong bối cảnh nghiên cứu học thuật và ứng dụng công nghiệp.

Nghiên cứu này nhằm mục đích đóng góp vào kiến thức hiện có bằng cách khám phá việc sử dụng kết hợp ANN và NSGA-II để tối ưu hóa độ nhám bề mặt và tốc độ loại bỏ vật liệu trong quá trình tiện thép AISI 420. Việc sử dụng ANN cho phép phát triển các mô hình dự đoán chính xác, trong khi NSGA-II khám phá hiệu quả không gian giải pháp để xác định sự kết hợp tối ưu của các thông số cắt giúp giảm thiểu độ nhám bề mặt và tốc độ loại bỏ vật liệu tối đa. Bên cạnh đó, kỹ thuật SHAP được sử dụng để diễn giải mô hình ANN và xác định các tham số đầu vào có ảnh hưởng nhất đến các dự đoán.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Thu thập dữ liệu

Bảng 1. Kết quả thí nghiệm [2]

STT	Tốc độ cắt - m/phút (Vc)	Tốc độ tiến dao - mm/vòng (f)	Chiều sâu cắt - mm (a)	Bán kính mũi dao - mm (rt)	Độ nhám bề mặt - μm (Ra)	Tốc độ loại bỏ vật liệu - cm ³ /phút (MRR)
1	140	0,08	0,50	1,00	0,924	5,60
2	120	0,10	0,25	0,80	0,732	3,00
3	80	0,10	0,75	0,80	0,960	6,00
4	100	0,12	0,50	0,60	1,332	6,00
5	100	0,12	0,50	1,00	1,068	6,00
6	120	0,10	0,75	0,80	0,444	9,00
7	100	0,08	1,00	0,60	0,552	8,00
8	140	0,08	1,00	1,00	0,612	11,20
9	100	0,08	0,50	0,60	0,540	4,00

10	140	0,12	1,00	1,00	0,768	16,80
11	120	0,10	0,75	0,40	0,672	9,00
12	100	0,08	1,00	1,00	0,504	8,00
13	100	0,12	1,00	0,60	1,188	12,00
14	140	0,12	1,00	0,60	1,944	16,80
15	120	0,10	0,75	0,80	0,420	9,00
16	120	0,10	0,75	0,80	0,444	9,00
17	120	0,10	0,75	0,80	0,408	9,00
18	120	0,10	0,75	1,20	0,420	9,00
19	140	0,08	0,50	0,60	0,312	5,60
20	140	0,08	1,00	0,60	0,600	11,20
21	140	0,12	0,50	1,00	0,744	8,40
22	100	0,08	0,50	1,00	0,600	4,00
23	100	0,12	1,00	1,00	1,872	12,00
24	160	0,10	0,75	0,80	0,660	12,00
25	120	0,14	0,75	0,80	1,428	12,60
26	120	0,06	0,75	0,80	0,408	5,40
27	140	0,12	0,50	0,60	0,936	8,40
28	120	0,10	1,25	0,80	2,336	15,00
29	120	0,10	0,75	0,80	0,468	9,00

Trong nghiên cứu này, dữ liệu được thu thập từ tài liệu [2]. Thí nghiệm được tiến hành trên máy tiện CNC- FEL-1440GMW. Phôi thép không gỉ AISI 420 (GOST - 3X13) có đường kính 30mm, dài 320mm được sử dụng cho 29 lần thử nghiệm. Dụng cụ cắt phủ TiAlN-PVD với các bán kính mũi dao được lựa chọn là 0,4 - 1,2mm. Trong điều kiện cắt khô, tốc độ cắt từ 80 - 160m/phút, tốc độ tiến dao 0,06 - 0,14mm/vòng, và chiều sâu cắt 0,25 - 1,25mm. Từ các thông số ban đầu, thiết kế thí nghiệm sử dụng phương pháp phối hợp có tâm (Central Composite Design - CCD) được sử dụng để tạo lập 29 lần thử nghiệm với các thông số đầu vào khác nhau, được thể hiện như bảng 1.

Độ nhám bề mặt được đo trên thiết bị SI-301 surface roughness tester. Theo đó, độ nhám được đo 3 lần theo hướng dọc trục theo tiêu chuẩn ISO 4287-1997, giá trị thu thập ở bảng 1 là giá trị trung bình của các phép đo. Bên cạnh đó, giá trị tốc độ loại bỏ vật liệu được tính theo công thức 1.

$$MRR = V_c \times f \times a \tag{1}$$

Trong đó, MRR (cm³/phút) là tốc độ loại bỏ vật liệu, V_c (m/phút) là vận tốc cắt, f (mm/vòng) là tốc độ tiến dao, a (mm) là chiều sâu cắt.

2.2. Phương pháp thực hiện

Trong nghiên cứu này sử dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN) để dự đoán độ nhám bề mặt và tốc độ loại bỏ vật liệu. Để sử dụng hiệu quả mô hình này, phương pháp GridSearchCV Scikit-learn được sử dụng để tối ưu siêu tham số cho mô hình. Sau khi xác định hiệu suất mô hình thông qua các chỉ số như RMSE và R² là tốt trong dự đoán Ra và MRR. Hai mô hình dự đoán này được sử dụng như là

hàm đầu vào cho giải thuật di truyền không chi phối (NSGA-II), với ràng buộc là tối thiểu Ra và tối đa MRR. Kết quả thu được sẽ là các giải pháp tối ưu thông qua đường cong Pareto. Bên cạnh đó, kỹ thuật diễn giải tiên tiến cho các mô hình học máy được sử dụng để phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến của thông số cắt tới các thông số hiệu suất gia công.

2.2.1. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN)

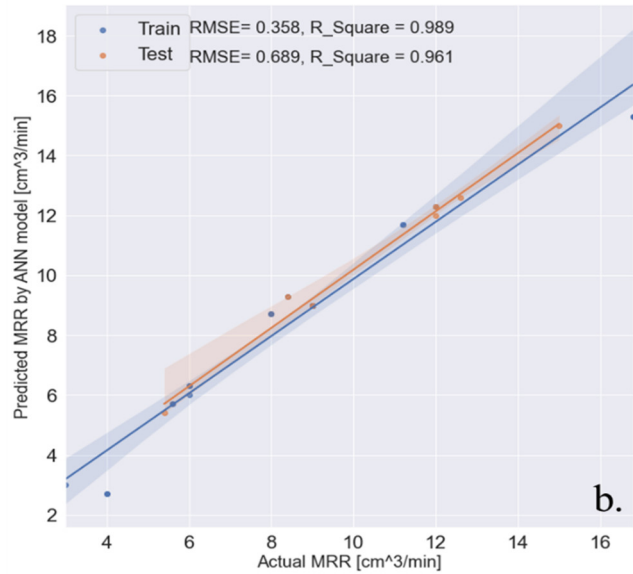
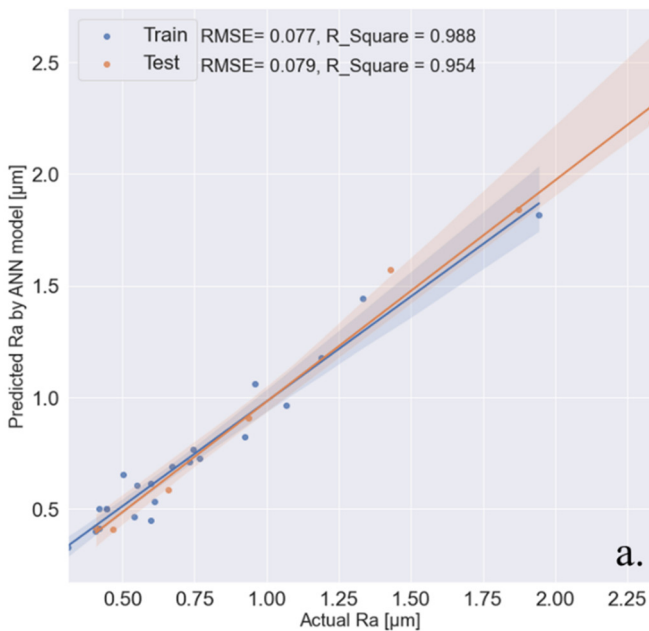
Khái niệm Mạng thần kinh nhân tạo (ANN) lấy cảm hứng từ cấu trúc và chức năng của các nơ-ron thần kinh trong não người và khả năng xử lý thông tin của chúng. Nguồn gốc của nó có thể bắt nguồn từ công trình tiên phong của McCulloch và Pitts vào năm 1943. Theo thời gian, ANN đã trải qua quá trình phát triển rộng rãi với các cấu hình đa dạng, dẫn đến những tiến bộ đáng kể trong khoa học máy tính [7]. Khi sức mạnh tính toán đã được cải thiện và cơ sở dữ liệu rộng lớn có thể truy cập được, ANN đã nổi lên như một thành phần quan trọng trong học máy. Bên cạnh các thuật toán logic mờ và tối ưu hóa, ANN tạo thành một yếu tố cốt lõi của tính toán mềm, nhằm giải quyết các vấn đề phức tạp trong thế giới thực thông qua các kỹ thuật gần đúng.

2.2.2. Giải thuật di truyền không chi phối NSGA-II

Trong nghiên cứu này, giải thuật NSGA-II đã được sử dụng, dựa trên công trình của K. Deb và cộng sự [8] vào năm 2002. Thuật toán được phát triển bằng cách kết hợp các sửa đổi trong quá trình chọn lọc giao phối và sinh tồn bắt nguồn từ thuật toán di truyền truyền thống. NSGA-II lựa chọn, lai ghép, biến đổi và xếp hạng các giải pháp không chiếm ưu thế một cách hiệu quả, đảm bảo sự hội tụ mạnh mẽ về phía trước Pareto trong khi giảm thiểu các vấn đề tối ưu hóa cục bộ. Mã giả kiểu toán học của giải thuật NSGA-II được mô tả trong tài liệu [9].

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

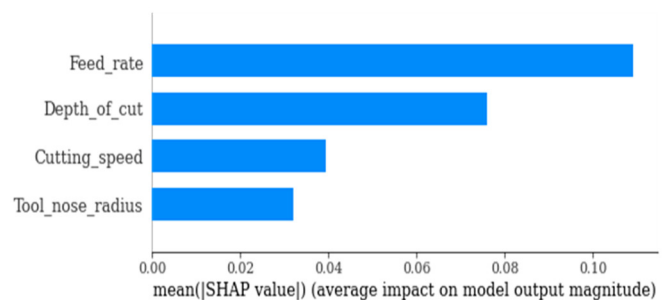
3.1. Kết quả dự đoán



Hình 1. Mối quan hệ giữa các giá trị thí nghiệm và dự đoán: a) Ra; b) MRR

Trong nghiên cứu này, 29 điểm dữ liệu được phân thành 22 điểm dữ liệu sử dụng cho huấn luyện mô hình ANN, 7 điểm dữ liệu còn lại sử dụng để thử nghiệm mô hình. Hiệu suất của mô hình ANN được hiển thị trong Hình 1a, b trong phân tích hồi quy đối với Ra và MRR. Các số liệu chỉ ra các điểm phân tán giữa các điểm dữ liệu thí nghiệm và dự đoán cho các phần huấn luyện và kiểm tra. Hệ số tương quan R² để dự đoán Ra và MRR lớn hơn 0,95 đối với các mô hình huấn luyện và kiểm tra. Hơn nữa, sự phù hợp tuyến tính cũng gần với đường chéo, cho thấy hiệu suất tốt của mô hình. Cuối cùng, tất cả các điểm dữ liệu được phân phối gần như bằng nhau xung quanh sự phù hợp tuyến tính và không có vùng tập trung. Điều này có nghĩa là mô hình không quá phù hợp hoặc chưa phù hợp. Bên cạnh đó, giá trị RMSE của tất cả các mô hình đều khá nhỏ; điều này chứng tỏ rằng mô hình ANN thể hiện hiệu suất dự đoán tốt đối với Ra và MRR.

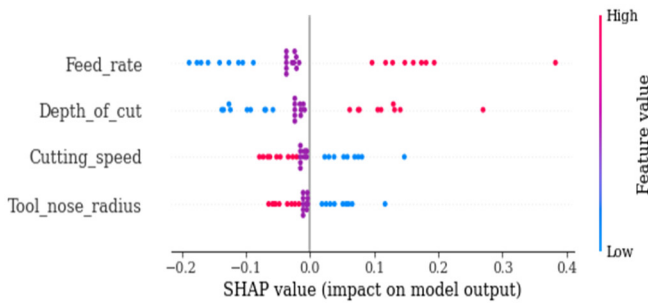
3.2. Giải thích các tính năng toàn cầu từ mô hình SHAP



Hình 2. Biểu đồ tóm tắt xếp hạng tầm quan trọng của tính năng trong SHAP

Diễn giải của mô hình ANN và tầm quan trọng tương đối của các thông số vận hành đầu vào trong việc dự đoán Ra (độ nhám bề mặt) được hiển thị trực quan bằng biểu đồ thanh tổng hợp (hình 2) và biểu đồ tóm tắt SHAP (hình 3). Biểu đồ thanh xếp hạng các tham số theo giá trị SHAP tuyệt đối trung bình của chúng, cho thấy độ tốc độ tiến dao, chiều sâu cắt, tốc độ cắt, và bán kính mũi dao lần lượt là các biến số có ảnh hưởng nhất trong việc dự đoán Ra. Các giá trị SHAP

dương biểu thị mức tăng R_a được dự đoán bởi mô hình, trong khi các giá trị âm biểu thị mức giảm.



Hình 3. Biểu đồ tóm tắt ảnh hưởng tích cực và tiêu cực trong SHAP

Biểu đồ tóm tắt SHAP được mô tả trong hình 3 cung cấp những hiểu biết có giá trị về tác động của các tham số đầu vào khác nhau đối với dự đoán của mô hình, đặc biệt liên quan đến độ nhám bề mặt. Trong số các tham số đầu vào này, tốc độ tiến dao là yếu tố có ảnh hưởng nhất, vì các giá trị tốc độ tiến dao cao hơn ảnh hưởng tích cực đến đầu ra R_a của mô hình. Phát hiện này phù hợp với các kết quả dựa trên ANOVA trước đó, xác nhận tính nhất quán của các phát hiện của nghiên cứu [2]. Ngoài ra, độ sâu cắt cũng thể hiện tác động tích cực đến R_a , trong khi tốc độ cắt và bán kính mũi có tác động tiêu cực, cho thấy rằng việc tăng tốc độ cắt và bán kính mũi sẽ dẫn đến giảm giá trị R_a .

Trong nghiên cứu trước đây, Moganapriya và cộng sự [5] đã xếp hạng ảnh hưởng của các tham số cắt đối với R_a như tốc độ cắt, tốc độ tiến dao và độ sâu cắt khi tiện AISI 420. Ngược lại, Bozid và cộng sự [3] nói rằng tốc độ tiến dao, độ sâu cắt và tốc độ cắt tương ứng ảnh hưởng đến R_a . Những khác biệt này có thể là do các yếu tố khác nhau, chẳng hạn như các phạm vi thông số cắt khác nhau, các đặc tính của phôi và dụng cụ riêng biệt, thiết bị gia công cụ thể được sử dụng và điều kiện môi trường trong các kỹ thuật gia công hiện đại [10]. Những biến thể này nhấn mạnh sự phức tạp của quy trình gia công và tầm quan trọng của việc xem xét nhiều yếu tố khi diễn giải ảnh hưởng của các tham số cắt đối với độ nhám bề mặt.

3.3. Tối ưu hóa R_a và MRR sử dụng ANN và giải thuật NSGA-II

Hàm tối ưu hóa có được bằng cách đánh giá hiệu suất dự đoán của các mô hình học máy ANN. Công việc hiện tại nhằm giảm thiểu R_a và tối đa MRR. Các biến đầu vào cấu thành hàm tốc độ cắt V_c , tốc độ tiến dao f , chiều sâu cắt a , bán kính mũi dao r_t .

$$\text{Minimize } R_a = \text{Minimize ann_reg_}R_a(V_c, f, a, r_t) \quad (2)$$

$$\text{Maximize MRR} = \text{Maximize ann_reg_MRR}(V_c, f, a, r_t) \quad (3)$$

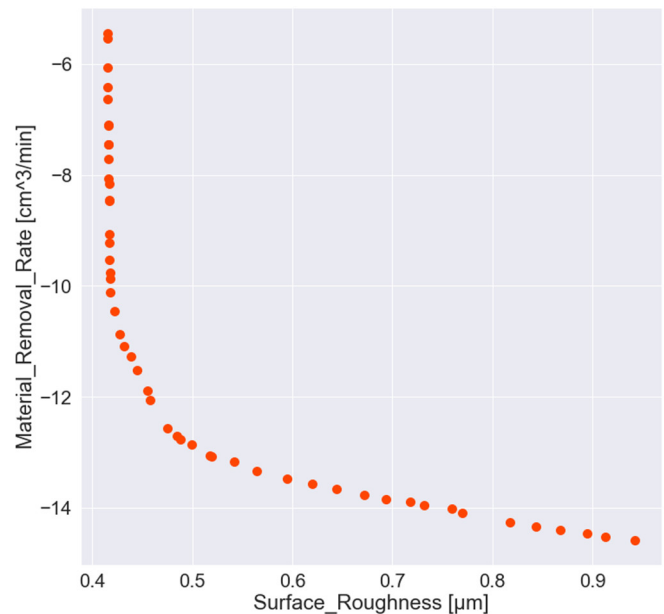
Trong đó, $\text{ann_reg_}R_a$, ann_reg_MRR , là các hàm hồi quy của các mô hình sử dụng ANN dự đoán R_a và MRR.

Bị ràng buộc bởi:

$$\begin{cases} 80 \leq V_c \leq 160 \\ 0,06 \leq f \leq 0,14 \\ 0,25 \leq a \leq 1,25 \\ 0,4 \leq r_t \leq 1,2 \end{cases} \quad (4)$$

Để thực hiện thuật toán, các tham số điều khiển đã được chọn như khởi tạo quần thể ($\text{population_size} = 50$), thế hệ tối đa ($\text{maximum_generations} = 500$), tỉ lệ sinh sản ($\text{crossover_rate} = 1$), tỷ lệ đột biến ($\text{mutation_rate} = 0,2$), tỷ lệ chọn lọc ($\text{selection_rate} = 0,2$).

Thuật toán NSGA-II dường như hội tụ thành công sau 2500 lần chạy mô phỏng, với hình dạng phù hợp. Mặt trước Pareto đó được hiển thị trong hình 5. Các giải pháp Pareto được đánh dấu màu đỏ; mục tiêu hiệu suất đầu tiên - tức là R_a - được tìm thấy nằm trong khoảng từ 0,415 đến 0,942 μm ; mục tiêu hiệu suất thứ hai - tức là tốc độ loại bỏ vật liệu MRR - được tìm thấy nằm trong khoảng từ 5,446 đến 14,577 $\text{cm}^3/\text{phút}$ đối với 50 giải pháp Pareto.



Hình 4. Bề mặt Pareto của các giải pháp không chi phối

Bảng 2. Phạm vi giá trị trong giải pháp Pareto tạo ra bởi NSGA-II đa mục tiêu

Phạm vi	V_c (m/phút)	f (mm/vòng)	a (mm)	r_t (mm)	R_a (μm)	MRR ($\text{cm}^3/\text{phút}$)
Tối thiểu	93,7	0,1	0,6	0,4	0,414	5,446
Tối đa	160,0	0,1	1,2	1,2	0,942	14,577

Bảng 3 hiển thị phạm vi giá trị tối thiểu và tối đa thu được từ 50 giải pháp Pareto, như được mô tả trong hình 4. Việc lựa chọn giải pháp phù hợp nhất chỉ phụ thuộc vào sở thích và yêu cầu cụ thể của việc ra quyết định.

3.4. Thực nghiệm xác nhận

Để xác minh kết quả giải pháp Pareto, các thí nghiệm xác nhận đã được thực hiện. Các thông số cắt của nghiệm tối ưu số 7, 23, và 40 được chọn ngẫu nhiên từ hình 4. Kết quả được so sánh trong bảng 3. Như đã chỉ ra trong bảng, kết quả xác nhận gần với giá trị dự đoán tìm được thông qua tối ưu hóa sử dụng NSGA-II. Tỷ lệ phần trăm sai số trung bình tuyệt đối tuyệt đối (MAPE) cao nhất của R_a và MRR là 4,81% và 11,36%. Do đó, có thể sử dụng sự kết hợp giữa NSGA-II và ML để thu được R_a và MRR mong muốn khi tiện AISI 420.

Bảng 3. Xác nhận kết quả dự đoán

Giải pháp	V _c (m/phút)	f (mm/vòng)	a (mm)	r _t (mm)	Tối ưu		Xác nhận		MAPE	
					R _a (μm)	MRR (cm ³ /phút)	R _a (μm)	MRR (cm ³ /phút)	R _a (μm)	MRR (cm ³ /phút)
7	118,3	0,063	0,63	0,4	0,416	5,672	0,402	4,612	3,48%	20,82%
23	160,0	0,060	0,955	0,4	0,432	11,094	0,402	9,182	7,46%	9,93%
40	160,0	0,072	1,25	0,4	0,693	13,839	0,718	14,314	3,50%	2,32%
Phần trăm sai số trung bình tuyệt đối									4,81%	11,36%

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã thực hiện một số phương pháp phân tích đánh giá đối với kết quả của quá trình tiện AISI 420. Các kết quả rút ra trong nghiên cứu này như sau:

- Mô hình ANN đã dự đoán thành công Ra và MRR trong các nguyên công tiện.
- Phân tích SHAP đã xác định tốc độ tiến dao là yếu tố có ảnh hưởng nhất đối với Ra, tiếp theo là độ sâu cắt, tốc độ cắt và bán kính mũi dao.
- Tích hợp ANN và NSGA-II cho phép tối ưu hóa Ra và MRR hiệu quả, cung cấp một loạt các giải pháp Pareto.
- Nghiên cứu sâu hơn nên khám phá các ứng dụng rộng hơn và xem xét các yếu tố bổ sung cho độ chính xác của việc tối ưu hóa.

[7]. M. Ranzato, F. J. Huang, Y.L. Boureau, and Y. LeCun, "Unsupervised learning of invariant feature hierarchies with applications to object recognition," in *2007 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, IEEE, 2007, pp. 1–8.

[8]. K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.

[9]. C. A. C. Coello, G. B. Lamont, and D. A. Van Veldhuizen, *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*, vol. 5. Springer, 2007.

[10]. C. Lu, N. Ma, Z. Chen, and J. P. Costes, "Pre-evaluation on surface profile in turning process based on cutting parameters," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 49, pp. 447–458, 2010.

AUTHORS INFORMATION

Nguyen Van Hai, Le Tien Thinh

Phenikaa University, Vietnam

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. E. Liverani, A. Fortunato, "Additive manufacturing of AISI 420 stainless steel: Process validation, defect analysis and mechanical characterization in different process and post-process conditions," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 117, no. 3–4, pp. 809–821, 2021.

[2]. N. T. Nguyen, D. D. Trung, "Development of surface roughness model in turning process of 3X13 steel using TiAlN coated carbide insert," *EUREKA Phys. Eng.*, pp. 113–124, 2021.

[3]. L. Bouzid, M. A. Yallese, K. Chaoui, T. Mabrouki, and L. Boulouar, "Mathematical modeling for turning on AISI 420 stainless steel using surface response methodology," *Proc. Inst. Mech. Eng. Part B J. Eng. Manuf.*, vol. 229, no. 1, pp. 45–61, 2015.

[4]. A. Zerti, M. A. Yallese, I. Meddour, S. Belhadi, A. Haddad, and T. Mabrouki, "Modeling and multi-objective optimization for minimizing surface roughness, cutting force, and power, and maximizing productivity for tempered stainless steel AISI 420 in turning operations," *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 102, pp. 135–157, 2019.

[5]. C. Moganapriya, R. Rajasekar, T. Mohanraj, V. K. Gobinath, P. S. Kumar, and C. Poongodi, "Dry machining performance studies on TiAlSiN coated inserts in turning of AISI 420 martensitic stainless steel and multi-criteria decision making using Taguchi-DEAR approach," *Silicon*, pp. 1–14, 2021.

[6]. V. H. Nguyen, T. T. Le, M. V. Le, H. Dao Minh, and A. T. Nguyen, "Multi-objective optimization based on machine learning and non-dominated sorting genetic algorithm for surface roughness and tool wear in Ti6Al4V turning," *Mach. Sci. Technol.*, pp. 1–42, 2023.