

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI) TRONG DỰ ĐOÁN ẢNH HƯỞNG CỦA LƯỢNG CHẠY DAO VÀ TỐC ĐỘ TRỤC CHÍNH ĐẾN ĐỘ NHÁM BỀ MẶT KHI GIA CÔNG BIÊN DẠNG 3D VẬT LIỆU NHÔM 7075-T6 BẰNG DAO PHAY CẦU TRÊN MÁY PHAY CNC

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI) IN PREDICTING THE EFFECT OF FEED RATE AND SPINDLE SPEED ON SURFACE ROUGHNESS DURING 3D PROFILE MILLING OF 7075-T6 ALUMINUM ALLOY USING A BALL-END MILL ON CNC MILLING MACHINE

Hoàng Xuân Lâm

Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vinh

TÓM TẮT

Bài báo giới thiệu về ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) để dự đoán độ nhám bề mặt (R_a) khi phay biên dạng 3D vật liệu hợp kim nhôm 7075-T6 bằng dao phay cầu. Hai thông số công nghệ chính là lượng chạy dao (F) và tốc độ trục chính (S) được khảo sát trong khoảng $S = 2000 \div 4000$ vòng/phút, $F: 200 \div 800$ mm/phút. Dữ liệu thực nghiệm được sử dụng để huấn luyện hai mô hình AI gồm Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và Random Forest (RF). Kết quả cho thấy mô hình RF cho độ chính xác cao hơn ANN với sai số nhỏ ($0.01 \mu\text{m}$), đã đưa ra dự đoán chính xác R_a và hỗ trợ xác định chế độ cắt tối ưu có kiểm chứng bằng thực nghiệm. Do vậy ứng dụng AI góp phần giảm chi phí và thời gian thí nghiệm trong thực tế.

Từ khóa: Phay biên dạng 3D; Hợp kim nhôm 7075-T6; Dao phay cầu; Độ nhám bề mặt; Lượng chạy dao; Tốc độ trục chính; Trí tuệ nhân tạo.

ABSTRACT

This study investigates the application of Artificial Intelligence (AI) to predict surface roughness (R_a) during 3D profile milling of 7075-T6 aluminum alloy using a ball-end mill. Two main machining parameters, feed rate (F) and spindle speed (S), are examined within the ranges of $S = 2000 \div 4000$ rpm and $F = 200 \div 800$ mm/min. Experimental data are used to train two AI models: Artificial Neural Network (ANN) and Random Forest (RF). The results show that the RF model achieves higher accuracy than ANN, with a minimal error of $0.01 \mu\text{m}$, enabling precise prediction of R_a and assisting in the determination of optimal cutting conditions. The application of AI contributes to reducing experimental cost and time in practice.

The research aims to apply AI to predict the influence of F and S on surface roughness, thereby optimizing cutting parameters. The predicted results are experimentally validated to identify optimal cutting conditions, improve machining efficiency, and reduce production costs.

Keywords: 3D profile milling; 7075-T6 aluminum alloy; Ball-end mill; Surface roughness; Feed rate; Spindle speed; Artificial intelligence. 

1. GIỚI THIỆU

Trong gia công cơ khí chính xác, đặc biệt là phay biên dạng 3D vật liệu hợp kim nhôm 7075-T6 bằng dao phay cầu, độ nhám bề mặt là tiêu chí quan trọng ảnh hưởng đến chất lượng sản phẩm. Việc xác định chế độ cắt tối ưu, bao gồm tốc độ trục chính (S) và lượng chạy dao (F), thường cần thực hiện nhiều thí nghiệm tốn kém thời gian và chi phí. Trí tuệ nhân tạo (AI) ứng dụng các thuật toán như ANN và Random Forest, đã chứng minh khả năng dự đoán và mô hình hóa hiệu quả các quá trình phi tuyến tính trong gia công. Vì vậy, nghiên cứu này lựa chọn ứng dụng AI để xây dựng mô hình dự đoán Ra và tìm ra chế độ cắt tối ưu nhằm nâng cao chất lượng và hiệu quả sản xuất.

Tuy nhiên, mối quan hệ giữa các thông số cắt và độ nhám bề mặt có tính phi tuyến, khiến việc xây dựng mô hình dự đoán chính xác trở nên khó khăn. Để giải quyết vấn đề này, nhiều nghiên cứu đã ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là các thuật toán học máy như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và Random Forest (RF), để dự đoán độ nhám bề mặt [4], [5].

Kết quả nghiên cứu là cơ sở khoa học cho việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo để lựa chọn chế độ cắt tối ưu, giúp nâng cao chất lượng bề mặt gia công, tối ưu hóa quá trình sản xuất và giảm thiểu chi phí thử nghiệm.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Hệ thống thí nghiệm

- Thí nghiệm được thực hiện trên máy phay CNC 3 trục Vcenter-85 (X,Y,Z:850,520,560; Smax 8000v/p; Fmax 2000mm/p), sử dụng dao phay cầu hợp kim $\Phi 8$ phủ DLC, vật liệu nhôm hợp kim 7075-T6 [1], [2].

- Thiết bị đo độ nhám: Máy đo Mitutoyo SJ-310.

- Phần mềm hỗ trợ: Dữ liệu thu thập sẽ được xử lý bằng Python, và các thuật toán học máy khác để xây dựng mô hình AI [5].

- Các thông số công nghệ chính ảnh hưởng đến độ nhám bề mặt được khảo sát là:

- + Tốc độ trục chính (S): 2000 - 4000 vòng/phút;
- + Lượng chạy dao (F): 200 - 800 mm/phút;
- + Chiều sâu cắt (a_p): Cố định ở 0.2 mm;
- + Bước dịch dao ngang a_e : Cố định 0.15 mm;
- + Số lượng thí nghiệm: 10 ÷ 15 mẫu với các tổ hợp S, F khác nhau.

- Độ nhám trung bình Ra sẽ được đo sau mỗi lần gia công bằng Mitutoyo SJ-310, lấy trung bình từ 3 vị trí đo trên mẫu.

2.2. Công thức toán học mô hình AI

- Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN): Công thức dự đoán của ANN giá trị đầu ra Ra được tính: $Ra = W_{out} * h + b_{out}$, $h_i = f(W_{in} * S + W_{i2} * F + b_i) = \max(0, x)$ (hàm kích hoạt ReLU) [5], [6].

- Cập nhật trọng số bằng Backpropagation.

Sau khi mô hình tính ra giá trị dự đoán $Ra_{dự đoán}$ so sánh với giá trị thực nghiệm $Ra_{thực tế}$. Sai số được tính bằng hàm mất mát Mean Squared Error (MSE) [5].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ra_{thực\,tế} - Ra_{dự\,đoán})^2 \quad (1)$$

Thuật toán Backpropagation để cập nhật trọng số W và bias b nhằm giảm sai số:

$$W_{new} = W_{old} - \alpha \frac{\partial MSE}{\partial W}; b_{new} = b_{old} - \alpha \frac{\partial MSE}{\partial b} \quad (2)$$

- Mô hình Random Forest (RF): Dự đoán độ nhám được tính theo công thức [7]:

$$Ra = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i(S, F). \quad (3)$$

2.3. Chương trình huấn luyện mô hình AI

Chương trình Python được xây dựng dựa trên phương pháp đã được nghiên cứu trong các tài liệu về dự đoán độ nhám bề mặt bằng AI [5], [6]. Mô hình Random Forest (RF) được sử dụng để huấn luyện dự đoán trên tập dữ liệu thực nghiệm [5], [7]. Trong khi đó, Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được huấn luyện bằng thuật toán Adam để tối ưu hóa trọng số [6]. Việc đánh giá mô hình dựa trên các chỉ số sai số phổ biến như MAE, RMSE và R^2 [5].

- Huấn luyện mô hình Random Forest [5], [7]:

```
def train_rf(X_train, y_train):
    model = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
    model.fit(X_train, y_train)
    return model
```

- Huấn luyện mô hình ANN [6]:

```
def train_ann(X_train, y_train):
    model = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(10, 10), activation='relu', solver='adam', max_iter=500, random_state=42)
    model.fit(X_train, y_train)
    return model
```

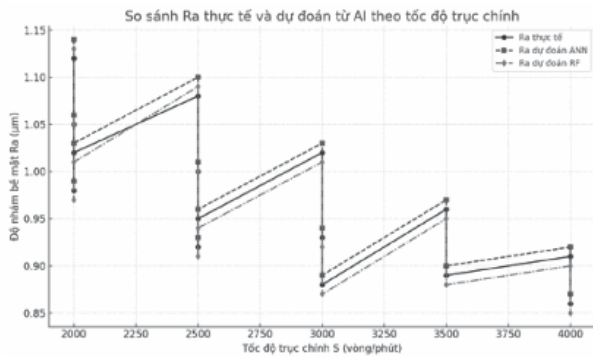
- Đánh giá mô hình [5]:

```
def evaluate(y_true, y_pred, name):
    mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
    rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_true, y_pred))
    r2 = r2_score(y_true, y_pred)
    print(f"{name} - MAE: {mae:.3f}, RMSE: {rmse:.3f}, R^2: {r2:.3f}")
```

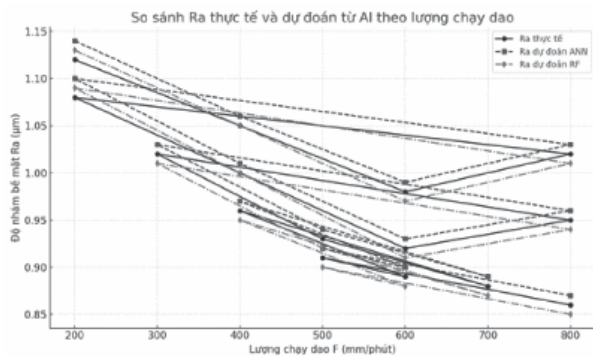
Bảng 1. So sánh kết quả dự đoán Ra của AI với thực nghiệm ban đầu

Mức thí nghiệm	Lượng chạy dao F (mm/phút)	Tốc độ trục chính S (v/phút)	Độ nhám thực tế Ra_{th} (μm)	Độ nhám dự đoán ANN Ra_{ANN} (μm)	Sai số ANN	Độ nhám dự đoán RF Ra_{RF} (μm)	Sai số RF
1	200	2000	1.12	1.14	0.01	1.13	0.01
2	400	2000	1.05	1.06	0.00	1.05	0.00
3	600	2000	0.98	0.99	0.01	0.97	0.01
4	800	2000	1.02	1.03	0.01	1.01	0.01
5	200	2500	1.08	1.10	0.00	1.09	0.01
6	400	2500	1.00	1.01	0.00	1.00	0.00
7	600	2500	0.92	0.93	0.01	0.91	0.01
8	800	2500	0.95	0.96	0.01	0.94	0.01
9	300	3000	1.02	1.03	0.01	1.01	0.01
10	500	3000	0.93	0.94	0.01	0.92	0.01
11	700	3000	0.88	0.89	0.01	0.87	0.01
12	400	3500	0.96	0.97	0.01	0.95	0.01
13	600	3500	0.89	0.90	0.01	0.88	0.01
14	500	4000	0.91	0.92	0.01	0.90	0.01
15	800	4000	0.86	0.87	0.01	0.85	0.01

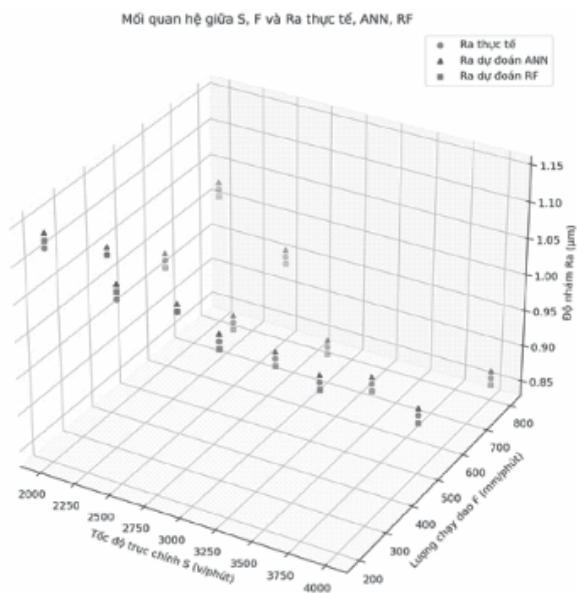




Hình 1. Biểu đồ so sánh thực tế và dự đoán của AI theo tốc độ trục chính



Hình 2. Biểu đồ so sánh thực tế và dự đoán của AI theo lượng chạy dao



Hình 3. Đồ thị thể hiện mối quan hệ F, S, Ra

Nhận xét về kết quả và tìm giá trị S, F tối ưu để đạt Ra nhỏ nhất dựa vào bảng 1.

- Phân tích xu hướng của độ nhám Ra:

+ Tốc độ trục chính S tăng: Độ nhám Ra có xu hướng giảm do dao cắt mượt hơn và ít rung động hơn [1], [2].

+ Lượng chạy dao F tăng từ 200 đến 600 mm/phút: Độ nhám Ra có xu hướng giảm do hiệu ứng cắt tối ưu.

+ Khi $F > 600$ mm/phút: Độ nhám Ra có thể tăng do dao chịu tải lớn hơn, gây rung động và gia công kém ổn định [3].

- Xác định giá trị S, F tối ưu:

+ Tốc độ trục chính S = 4000 vòng/phút;

+ Lượng chạy dao F = 800 mm/phút → Giá trị Ra nhỏ nhất: 0.86 µm.

- Dự đoán AI (ANN & RF):

+ RF dự đoán Ra = 0.85 µm, gần với thực tế hơn ANN (0.87µm);

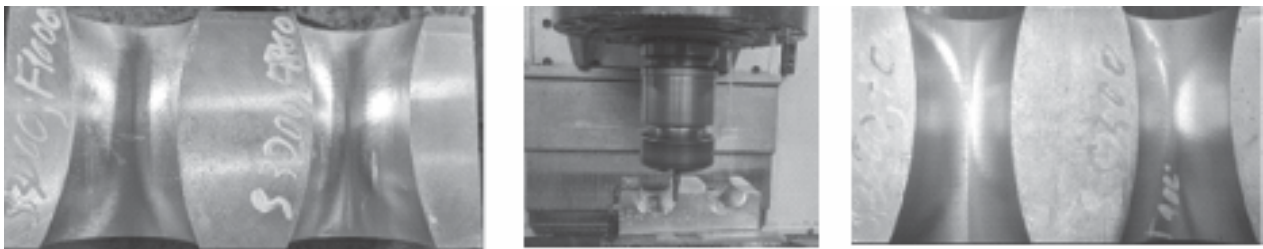
+ ANN có sai số lớn hơn RF, nhưng vẫn theo xu hướng giảm khi S tăng và F đạt mức tối ưu [4], [5].

3. KẾT QUẢ KIỂM CHỨNG DỰ ĐOÁN AI BẰNG THỰC NGHIỆM

Nhằm kiểm tra độ chính xác của mô hình AI, các thông số tối ưu (S = 4000 vòng/phút, F = 800 mm/phút) đã được thực nghiệm lại và so sánh với dự đoán từ ANN & RF.

Bảng 2. So sánh kết quả dự đoán AI và thực nghiệm lại

Mức thí nghiệm	Lượng chạy dao F (mm/phút)	Tốc độ trục chính S (v/phút)	Độ nhám thực tế Ra_{th} (μm)	Độ nhám dự đoán ANN Ra_{ANN} (μm)	Sai số ANN	Độ nhám dự đoán RF Ra_{RF} (μm)	Sai số RF
1	800	4000	0.86	0.86	0.01	0.85	0.01
2	700	4000	0.88	0.89	0.01	0.87	0.01
3	900	4000	0.89	0.90	0.01	0.88	0.01
4	800	3800	0.87	0.88	0.01	0.86	0.01
5	800	4200	0.85	0.86	0.00	0.84	0.01



Hình 4. Ảnh sản phẩm mẫu thí nghiệm

Nhận xét:

- Tại điểm tối ưu $S = 4000$ vòng/phút, $F = 800$ mm/phút, Ra thực tế $0.86 \mu m$, khớp với dự đoán của RF (sai số $0.01 \mu m$).

- Mô hình RF dự đoán chính xác hơn ANN, với sai số nhỏ hơn.

- ANN có sai số cao hơn một chút nhưng vẫn thể hiện đúng xu hướng giảm Ra khi S tăng và F đạt mức tối ưu.

Kết luận:

1) Khi phay biên dạng 3D hợp kim nhôm 7075-T6. Tốc độ S tăng từ $2000 \rightarrow 4000$ vòng/phút và F tăng từ $200 \rightarrow 600$ mm/phút.

2) Thông số tối ưu từ thực nghiệm $S =$

4000 vòng/phút, $F = 800$ mm/phút, Ra $0.86 \mu m$ và AI dự đoán $S = 4000$ vòng/phút, $F = 800$ mm/phút, Ra $0.85 \mu m$, sai số dự đoán ($0.01 \mu m$).

4. KẾT LUẬN

1) Cả hai mô hình ANN và RF đều dự đoán độ nhám Ra rất gần với giá trị đo thực tế tại các mức thí nghiệm, với sai số nhỏ ($0.00 \div 0.01 \mu m$). Mô hình RF cho kết quả dự đoán ổn định và chính xác hơn ANN tại tất cả các mức kiểm chứng, có thể áp dụng để hỗ trợ lựa chọn thông số cắt tối ưu trong gia công thực tế;

2) Các mô hình huấn luyện có độ tin cậy và có khả năng dự đoán Ra cao kết quả huấn luyện được minh họa trên hình 1, hình 2 và hình 3. Điều đó cho phép và tối ưu hóa chế độ cắt, giảm số lần thí nghiệm thực tế, từ đó tiết kiệm được thời gian và nguyên liệu góp phần

nâng cao chất lượng, hiệu quả trong thiết kế, gia công cơ khí. ❖

Ngày nhận bài: **20/5/2025**

Ngày phản biện: **12/6/2025**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Lưu Văn Tuấn, “Nghiên cứu ảnh hưởng của chế độ công nghệ đến độ nhám bề mặt và tốc độ bóc tách vật liệu khi phay hợp kim nhôm 7075 trên máy phay CNC DMC 835V”. Luận văn thạc sĩ kỹ thuật cơ khí, Trường Đại học Lâm nghiệp, 2023.
- [2]. Trần Công Chi, Lưu Văn Tuấn, Nguyễn Văn Tựu, và Trần Văn Tường, “Tối ưu hóa ảnh hưởng của một số thông số gia công đến nhám bề mặt và tốc độ bóc tách vật liệu khi phay hợp kim nhôm 7075”. Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Thái Nguyên, Tập 228, Số 02, tr. 83-90, 2022.
- [3]. Phạm Duy Tùng, Lê Quang Hòa, “Ảnh hưởng của thông số cắt đến độ nhám bề mặt khi phay CNC”. Hội nghị khoa học toàn quốc về Cơ khí chính xác và Gia công CNC, tr. 120-126, 2020.
- [4]. Trần Công Chi và cộng sự, “Nghiên cứu ảnh hưởng của chế độ cắt đến chất lượng bề mặt khi gia công phay nhôm 7075-T6”. Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Cơ khí, 32(4), tr. 55-62, 2022.
- [5]. Zhang, X., Zhang, S., Li, X., & Wang, X. (2018), “Prediction of surface roughness in CNC milling based on machine learning: A comparative study”. Procedia CIRP, 77, 187-192.
- [6]. Li, X., & Zhang, S. (2021), “A deep learning-based model for predicting surface roughness in high-speed milling”. Journal of Manufacturing Processes, 68, 201-210.
- [7]. Benardos, P. G., & Vosniakos, G. C. (2003), “Predicting surface roughness in machining: a review”. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 43(8), 833-844.