

Dự đoán độ nhám bề mặt chi tiết trong gia công tinh có hỗ trợ rung động siêu âm

Dương Huyền Linh^{1,2,*}, Lê Đình Tuấn^{1,2}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

TÓM TẮT

Độ nhám bề mặt là một chỉ số chất lượng quan trọng trong gia công các chi tiết cơ khí, đặc biệt ở giai đoạn gia công tinh. Việc áp dụng rung động siêu âm hỗ trợ trong quá trình phay tinh đã được chứng minh là có ảnh hưởng đáng kể đến độ nhám bề mặt thu được. Các thông số chính ảnh hưởng đến quá trình này bao gồm tần số và điện áp cấp cho cơ cấu rung áp điện, cũng như tốc độ quay trục chính của máy công cụ. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đã thiết kế và quy hoạch thí nghiệm để khảo sát mối quan hệ giữa các thông số này với độ nhám bề mặt, đồng thời xây dựng hai mô hình dự đoán: một mô hình hồi quy tuyến tính sử dụng phần mềm Minitab và một mô hình hồi quy phi tuyến dựa trên thuật toán Random Forest (RF). Các mô hình được huấn luyện và kiểm thử trên bộ dữ liệu thu được từ các thí nghiệm với nhiều tổ hợp thông số đầu vào khác nhau. Kết quả cho thấy, với bộ dữ liệu nhỏ (18 mẫu quy hoạch thực nghiệm), mô hình hồi quy tuyến tính thể hiện khả năng dự đoán độ nhám bề mặt tốt hơn trong quá trình phay tinh có hỗ trợ rung động siêu âm. Cụ thể, mô hình hồi quy tuyến tính đạt độ chính xác khoảng 80%, cao hơn mức 72,37% đạt được khi sử dụng thuật toán Random Forest. Những phát hiện này cho thấy rằng, trong điều kiện dữ liệu hạn chế, hồi quy tuyến tính có thể mang lại hiệu quả dự đoán tốt hơn so với các thuật toán học máy phức tạp. Nghiên cứu góp phần làm rõ vai trò của việc lựa chọn kỹ thuật mô hình hóa phù hợp với dung lượng dữ liệu và độ phức tạp của quá trình, từ đó nâng cao khả năng dự đoán và kiểm soát trong sản xuất cơ khí hiện đại.

Từ khóa: Mô hình hồi quy tuyến tính, mô hình hồi quy không tuyến tính, thuật toán Random Forest, dự đoán độ nhám bề mặt

¹Trường Đại học Bách khoa Tp. HCM

²Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

Liên hệ

Dương Huyền Linh, Trường Đại học Bách khoa Tp. HCM

Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

Email: dhlhnh@hcmut.edu.vn

Lịch sử

- Ngày nhận: 02-12-2023
- Ngày sửa đổi: 04-11-2024
- Ngày chấp nhận: 07-05-2025
- Ngày đăng: 06-08-2025

DOI:

<https://doi.org/10.32508/stdjet.v6iSI2.1313>



Bản quyền

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



GIỚI THIỆU

Gia công tinh bằng các quá trình tiện, phay, mài là các phương pháp gia công phổ biến vì tính linh hoạt trong việc tạo ra sự đa dạng hình học của chi tiết. Đặc biệt, khi các quá trình gia công tinh trên được vận dụng theo hướng tiếp cận mới như Nam và các cộng sự đã trình bày trong nghiên cứu^{1, 2, 3} đã chứng minh hiệu quả của hỗ trợ rung động siêu âm trong việc hoàn thiện những bề mặt nhỏ hẹp, hình dáng phức tạp, với chất lượng nhám bề mặt tốt mà không cần trang bị thêm các thiết bị chuyên dụng để tạo ra số vòng quay trục chính lớn (thường trên 10,000 vòng/phút), và phù hợp để lắp đặt trên hầu hết các máy công cụ. Ngoài ra rung động siêu âm bổ sung còn có thể giúp cải thiện một số thông số công nghệ như tăng độ bền của dụng cụ gia công, giảm lực cắt, và giảm nhám bề mặt. Cũng trong nghiên cứu^{1, 2, 3}, bộ ba thông số công nghệ bao gồm tần số f (kHz), điện áp V (vôn) của đầu rung, và tốc độ vòng quay n (vòng/phút) của trục chính máy công cụ được xác định có vai trò quan trọng ảnh hưởng đến độ nhám bề mặt chi tiết gia công.

Khi thực hiện quá trình gia công tinh nói chung, việc dự đoán được giá trị độ nhám bề mặt khi gia công

với các bộ thông số công nghệ khác nhau là điều quan trọng và cần thiết để xác lập trước chế độ gia công phù hợp cho máy công cụ. Để làm việc đó, một cách tiếp cận mang tính truyền thống là người vận hành máy sẽ sử dụng phương pháp “thử và sai” hoặc theo thống kê kinh nghiệm. Tuy nhiên, các phương pháp này lại cho hiệu quả không cao, phụ thuộc phần lớn vào kinh nghiệm của người vận hành và tốn thời gian cho rất nhiều lần thử nghiệm. Với sự phát triển nhanh chóng và mạnh mẽ của các mô hình học máy (machine learning), một giải pháp hiệu quả hơn để giải quyết vấn đề này được đề xuất bằng cách thay đổi cài đặt máy trước khi thực hiện các thao tác thực tế.

Hồi quy là một phương pháp thường được sử dụng trong các phân tích dự đoán. Ở phương pháp này, số liệu quá khứ, dữ liệu đã diễn ra theo thời gian hoặc diễn ra tại cùng một thời điểm được sử dụng để thiết lập mối quan hệ giữa các hiện tượng và sự kiện có liên quan. Thuật ngữ toán gọi là sự nghiên cứu mức độ tác động của một hay nhiều biến độc lập (biến đầu vào) đến một biến số gọi là biến phụ thuộc (biến kết quả, biến đầu ra). Mối quan hệ này được biểu diễn dưới dạng phương trình gọi là phương trình hồi quy.

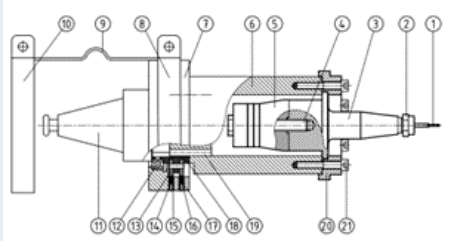
Trích dẫn bài báo này: Huyền Linh D, Đình Tuấn L. Dự đoán độ nhám bề mặt chi tiết trong gia công tinh có hỗ trợ rung động siêu âm. *Sci. Tech. Dev. J. - Eng. Tech.* 2025; 8(3):2579-2583.

Dựa vào phương trình hồi quy người ta có thể giải thích kết quả đã diễn ra, ước lượng và dự báo những sự kiện sẽ xảy ra trong tương lai. Trong nghiên cứu này, hai mô hình hồi quy: hồi quy tuyến tính (linear regression model), và hồi quy không tuyến tính (non-linear regression model) sẽ được sử dụng để dự báo độ nhám bề mặt cho quá trình gia công tinh trên máy công cụ có sử dụng dụng cụ hỗ trợ rung siêu âm. Tính chính xác của các mô hình dự đoán được đánh giá dựa trên việc tính độ lệch các giá trị dự đoán với các giá trị thực sự nhận được của mỗi bộ kiểm tra X (bộ thông số công nghệ), từ đó đánh giá tính hiệu quả của hai mô hình đưa ra.

PHƯƠNG PHÁP

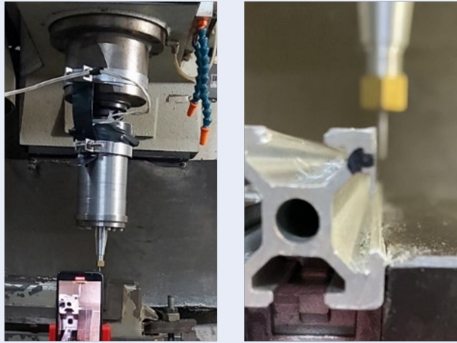
Thiết kế và tiến hành quy hoạch thực nghiệm

Các mẫu thử nghiệm (gia công trên nền vật liệu nhôm định hình 6063-T5) dùng trong nghiên cứu này được phay tinh trên trên máy phay CNC Bridgeport VMC 500 - 16 thông dụng, với dụng cụ được mô tả trong Hình 1, và hệ thống gia công được mô tả trong Hình 2. Bộ định vị gồm các bộ phận (8), (9) và (10) được dùng để cố định vỏ ngoài (7) của bộ góp điện gồm các chi tiết từ (12) đến (18) với phần tịnh tiến của trục chính nhằm cách ly chuyển động quay tròn của trục chính máy phay và truyền tín hiệu điện đến cho đầu rung (5). Mục đích lựa chọn mẫu như vậy tạo điều kiện thuận lợi cho việc gá đặt và đo đặc giá trị độ nhám được dễ dàng nhưng vẫn không làm thay đổi bản chất của nghiên cứu. Bộ mẫu thí nghiệm được mô tả như trong Hình 3.



Hình 1: Dụng cụ gia công có hỗ trợ rung động siêu âm(Ultrasonic Vibration-Assisted Machining tool, UVAM)³

Trong nghiên cứu này, phương pháp Taguchi⁴ được sử dụng để thiết kế thực nghiệm, và tạo điều kiện cho việc hỗ trợ phân tích kết quả. Ma trận trực giao⁴ được sử dụng để khảo sát 3 thông số công nghệ f , V , và n với các mức giá trị khác nhau được trình bày ở Bảng 1. Từ cách bố trí thực nghiệm trên, sau khi quá trình gia



Hình 2: Hệ thống gia công³

công hoàn thành sẽ có 18 mẫu thí nghiệm. Giá trị độ nhám trung bình Ra (μm) của 18 mẫu thí nghiệm này sẽ được đo bằng máy đo độ nhám thông thường.

Bảng 1: Thông Số Công Nghệ Trong Thực Nghiệm

ST	Nhân tố	Kí hiệu	Mức giá trị		
			1	2	3
1	Tần số đầu rung (kHz)	f	38	40	42
2	Điện áp cấp cho đầu rung (V)	V	200	-	240
3	Tốc độ quay trục chính (vòng/phút)		300	330	360

Phân tích hồi quy tuyến tính

Phân tích hồi quy tuyến tính là một phương pháp phân tích quan hệ giữa biến phụ thuộc Y với một hay nhiều biến độc lập X . Mô hình hóa trong nghiên cứu này sử dụng hàm tuyến tính (đa thức bậc 1). Các tham số của mô hình (hay hàm số) được ước lượng từ dữ liệu. Trong thực tế, hồi quy tuyến tính thường được sử dụng rộng rãi do tính chất đơn giản hóa của hồi quy. Phương trình hồi quy đưa ra như mô tả:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 \tag{1}$$

trong đó:

- Y đại diện cho giá trị phản hồi,
- (X_1, X_2, X_3) đại diện cho các giá trị được mã hóa của các thông số quá trình,
- $(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)$ đại diện cho hệ số hồi quy cần xác định.

Cụ thể, giá trị Y chính là giá trị độ nhám bề mặt chi tiết, X_1 mã hóa cho thông số f (tần số đầu rung), X_2 mã hóa cho thông số V (điện áp đầu rung), và X_3 mã hóa cho thông số n (số vòng quay trục chính).

Trong nghiên cứu này, các giá trị bộ tham số ($\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$) được tính toán bằng phân tích thống kê sử dụng phần mềm Minitab. Minitab là một phần mềm thống kê được sử dụng rộng rãi bởi các nhà phân tích dữ liệu, chuyên gia kiểm soát chất lượng và nhà nghiên cứu để phân tích dữ liệu, trực quan hóa và cải thiện chất lượng⁵. Như vừa trình bày ở trên, các giá trị bộ tham số ($\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$) được tính toán trong Minitab dựa trên mô hình “Fitted model”, sử dụng phương pháp bình phương cực tiểu (Least Mean Square, LMS). Phương pháp bình phương cực tiểu cho rằng đường cong phù hợp nhất với một tập hợp các dữ liệu quan sát nhất định, sẽ là một đường cong có tổng tối thiểu các bình phương độ lệch (hay sai số) từ các điểm dữ liệu đã cho. Đây được xem là một phương pháp tối ưu hóa để lựa chọn một đường cong phản ánh sát nhất cho một dải dữ liệu ứng với cực trị của tổng các sai số thống kê giữa đường cong nội suy và dữ liệu thực nghiệm⁶.

Cụ thể, khi đo đạc, bảng các giá trị x_i, y_i được thu thập. Để tìm ra mối quan hệ $y = f(x)$, phương pháp LMS được sử dụng bằng cách xuất phát từ việc tìm cực tiểu của hàm:

$$g(f) = \sum_{k=1}^m [f(x_k) - y_k]^2 \rightarrow \min \quad (2)$$

Dạng hàm đơn giản nhất thường được chọn trong thực tế là hàm đa thức bậc n , được biểu diễn như sau:

$$f(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k \quad (3)$$

với a_k là các hệ số cần xác định.

Để xác định a_k , tìm nghiệm của đạo hàm hàm số $g(f)$ lần lượt theo từng biến a_k bằng 0 cho phép thu được hệ $(n+1)$ phương trình với $(n+1)$ ẩn a_k :

$$\frac{\partial g}{\partial a_k} = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^m x_i^k (f(x_i) - y_i) = 0 \quad (4)$$

hoặc ở dạng ma trận:

$$\begin{pmatrix} m & \sum_{i=1}^m x_i & \sum_{i=1}^m x_i^2 & \dots \\ \sum_{i=1}^m x_i & \ddots & \vdots & \\ \dots & \dots & \sum_{i=1}^m x_i^n & \\ \sum_{i=1}^m y_i & \sum_{i=1}^m x_i y_i & \vdots & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (5)$$

Giải hệ này, ta tìm được các hệ số của đa thức (a_k).

Phân tích hồi quy không tuyến tính và thuật toán Random Forest

Thuật toán Random Forest (RF) (hay tạm dịch là *Rừng ngẫu nhiên*) được Leo Breiman trình bày năm 2001⁷. Định nghĩa của thuật toán RF có thể được biểu diễn dưới dạng sau:

$$\{h(x, \theta_t), t = 1, 2, \dots, T\} \quad (6)$$

trong đó:

- $h(x, \theta_t)$ là một bộ phân loại có cấu trúc cây;
- $\{\theta_t\}$ là các véc tơ ngẫu nhiên được phân phối giống hệt nhau một cách độc lập;
- x là biến độc lập;
- θ_t là biến ngẫu nhiên được phân bố một cách độc lập;
- T đại diện cho số lượng cây quyết định (Decision Tree) trong “rừng”⁸.

Thuật toán RF sử dụng kỹ thuật học tập tổng hợp, hay còn gọi là học tập thể (Ensemble learning) bằng cách kết hợp dự đoán của nhiều cây quyết định để cải thiện độ chính xác và độ tin cậy tổng thể của mô hình. Một cây quyết định là một cách đơn giản để biểu diễn một giao thức. Nói cách khác, cây quyết định biểu diễn một kế hoạch, trả lời câu hỏi phải làm gì trong một hoàn cảnh nhất định. Mỗi nút của cây sẽ là các thuộc tính, và các nhánh là giá trị lựa chọn của thuộc tính đó. Bằng cách đi theo các giá trị thuộc tính trên cây, cây quyết định sẽ cho ta biết giá trị dự đoán⁹. Nhóm thuật toán cây quyết định có một điểm mạnh đó là có thể sử dụng cho cả bài toán Phân loại (Classification) và Hồi quy (Regression), chính vì vậy mà thuật toán RF có thể được sử dụng cho cả hai mục đích nêu trên. Về mặt phương trình, thuật toán RF không có một công thức toán học duy nhất mô tả toàn bộ thuật toán. Thay vào đó, nó liên quan đến việc xây dựng các cây quyết định và kết hợp các dự đoán của chúng thông qua biểu quyết (đối với nhiệm vụ phân loại) hoặc tính trung bình (đối với nhiệm vụ dự đoán). Ví dụ: tiêu chí phân chia trong cây quyết định có thể dựa trên hàm sai số tuyệt đối trung bình (Mean Absolute Error, MAE) được biểu diễn bằng công thức (7) như sau:

$$MEA = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{N} \quad (7)$$

trong đó N là tổng số điểm dữ liệu, là giá trị thực (giá trị đo được), còn $\hat{y}_i$ là giá trị dự đoán¹⁰.

Một cách tổng quát, các bước thực hiện thuật toán RF cho việc dự đoán dữ liệu có thể được tóm tắt như sau:

Bước 1: Bắt đầu từ tập dữ liệu huấn luyện S , ta tạo các mẫu dữ liệu ngẫu nhiên. Kỹ thuật này được trình bày năm 1996⁸, với giả sử S là mẫu ban đầu, và N là số lượng mẫu trong S . Xác suất mà mỗi mẫu trong S không được trích xuất là $(1 - \frac{1}{N})^N$. Nếu $N \rightarrow \infty$, thì $\lim_{N \rightarrow \infty} (1 - \frac{1}{N})^N = \frac{1}{e} \approx 0.368$ (8)

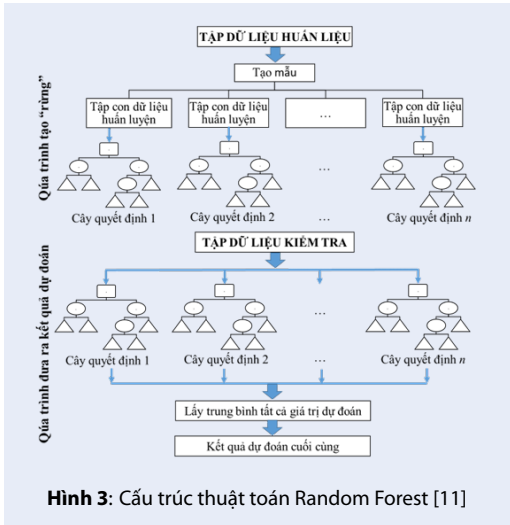
Biểu thức (8) cho thấy có khoảng 36.8% số mẫu không được trích xuất trong mỗi lần tạo mẫu, điều này gọi là nằm ngoài túi dữ liệu⁸. Mặc khác, trong các mẫu dữ liệu tạo được, bên cạnh một số điểm dữ liệu không được xuất hiện trong mẫu thì cũng có những điểm dữ liệu có thể xuất hiện nhiều lần.

Bước 2: Sử dụng các tập con dữ liệu lấy mẫu ngẫu nhiên $S_1, S_2, \dots, S_k$ xây dựng nên các cây $T_1, T_2, \dots, T_k$.

Bước 3: Kết hợp dự đoán từ các cây và đưa ra dự đoán cuối cùng bằng cách lấy trung bình các giá trị dự đoán từ các cây.

Cấu trúc của thuật toán RF được mô tả như trên Hình 3. Những năm gần đây, RF trở thành thuật toán lý tưởng cho các nhà phát triển vì nó giải quyết được vấn đề trang bị quá mức (overfitting) các bộ dữ liệu (thường gây nên bởi các tập dữ liệu huấn luyện có kích thước nhỏ và không chứa đủ mẫu dữ liệu để thể hiện chính xác tất cả các giá trị dữ liệu đầu vào có thể có). Đây là một công cụ rất hiệu quả để đưa ra những dự đoán chính xác cần thiết cho việc ra quyết định chiến lược trong các tổ chức.

Ở nghiên cứu này, có tổng cộng 18 mẫu đo ứng với 18 dữ liệu về độ nhám bề mặt tại các bộ thông số công nghệ khác nhau. Trong 18 dữ liệu đó sẽ chia ra tập dữ liệu dùng để huấn luyện và tập dữ liệu dùng để kiểm tra một cách ngẫu nhiên theo tỉ lệ 7/3 (70% dữ liệu sử dụng để huấn luyện, và 30% dữ liệu dùng để kiểm tra).



Hình 3: Cấu trúc thuật toán Random Forest [11]

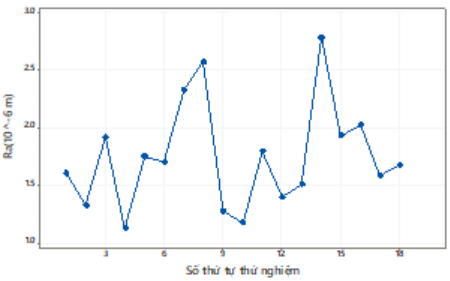
KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Kết quả thực nghiệm với giá trị độ nhám bề mặt R_a của các mẫu thí nghiệm được đánh số tương ứng sau khi đo đặc được mô tả trong Hình 4 và Bảng 2.

Phương trình hồi quy tuyến tính sử dụng phần mềm Minitab đưa ra phương trình hồi quy tuyến tính:

$$R_a = 0,01 + 0,0865f - 0,00839V + 0,00039n \quad (9)$$

Từ phương trình này, các giá trị độ nhám bề mặt dự đoán dựa vào phần mềm Minitab được thể hiện ở Bảng 2. Bảng 3 thể hiện kết quả dự đoán độ nhám bề mặt bằng cách sử dụng thuật toán Random Forest. Giá trị sai lệch của hai mô hình dự đoán để xuất được tính như sau:



Hình 4: Giá trị độ nhám bề mặt R_a của 18 mẫu thử nghiệm¹¹

Bảng 2: Giá trị độ nhám đo được và giá trị dự đoán khi sử dụng phần mềm minitab 19

STT mẫu đo	f (kHz)	Điện áp V (v)	n(v/phụ)	R_a thực	R_a dự đoán (Minitab)
1	38	200	300	1.607	1.734
2	38	200	330	1.332	1.746
3	38	200	360	1.921	1.758
4	38	240	300	1.127	1.399
5	38	240	330	1.753	1.410
6	38	240	360	1.706	1.422
7	40	200	300	2.327	1.907
8	40	200	330	2.572	1.919
9	40	200	360	1.283	1.931
10	40	240	300	1.178	1.572
11	40	240	330	1.795	1.583
12	40	240	360	1.400	1.595
13	42	200	300	1.513	2.080
14	42	200	330	2.787	2.092
15	42	200	360	1.929	2.104
16	42	240	300	2.028	1.745
17	42	240	330	1.586	1.756
18	42	240	360	1.679	1.768

$$\%Sai\ l\grave{e}ch = \frac{|Gi\grave{a}\ tr\grave{i}\ th\ddot{u}c - Gi\grave{a}\ tr\grave{i}\ d\ddot{u}\ y\ d\ddot{u}\ \ddot{a}n|}{Gi\grave{a}\ tr\grave{i}\ th\ddot{u}c} * 100\%$$

Kết quả cho thấy, độ sai lệch trung bình của dự đoán khi sử dụng thuật toán Random Forest là 27,631%, cao hơn 7,495% so với mức sai lệch dự đoán khi sử dụng phần mềm Minitab là 20,136%. Mặt khác, khi so sánh kết quả dự đoán từ Minitab và Random Forest trên cùng một tập dữ liệu như thể hiện trong Bảng 3, độ sai lệch dự đoán trung bình của RF là vẫn cao hơn 5,601% so với kết quả 22,030% từ Minitab. Kết quả này cho thấy, mô hình hồi quy tuyến tính có khả năng cho ra kết quả dự đoán cao hơn so với mô hình hồi quy không tuyến tính sử dụng thuật toán Random Forest.

Bảng 3: Bảng so sánh giá trị độ nhám dự đoán bằng minitab và thuật toán Random Forest (RF)

STT mẫu đo	Ra thực	Ra (RF)	Ra (Minitab)	%Error (RF)	%Error Minitab
17	1.586	1.651	1.756	4.151	13.940
16	2.028	1.552	1.745	23.480	9.053
15	1.929	1.553	2.104	19.493	24.946
14	2.787	1.568	2.092	43.763	33.484
10	1.178	1.679	1.572	42.594	25.379
8	2.572	1.741	1.919	32.304	25.379

KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đã thiết kế và tiến hành thực nghiệm để lấy dữ liệu cho việc dự đoán độ nhám bề mặt khi gia công tinh có sử dụng dụng cụ hỗ trợ rung siêu âm trên máy công cụ. Hai mô hình dự đoán khác nhau đã được trình bày và đánh giá hiệu quả bao gồm mô hình hồi quy tuyến tính sử dụng phần mềm Minitab (phương pháp bình phương tối thiểu), và mô hình hồi quy không tuyến tính sử dụng thuật toán Random Forest. Kết quả cho thấy, với một tập dữ liệu nhỏ (18 mẫu quy hoạch thực nghiệm), mô hình hồi quy tuyến tính cung cấp khả năng dự đoán độ nhám bề mặt khi phay tinh có hỗ trợ rung động siêu âm cao hơn. Cụ thể, độ chính xác khi sử dụng mô hình hồi quy tuyến tính cho độ chính dự đoán gần 80%, cao hơn mức chính xác khi sử dụng thuật toán Random Forest là 72,37%.

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Nhóm tác giả xin cam đoan rằng không có bất kỳ xung đột lợi ích nào trong công bố bài báo.

ĐÓNG GÓP CỦA TÁC GIẢ

Tác giả Dương Huyền Linh đưa ra ý tưởng viết bài, xử lý số liệu dùng thuật toán Random Forest, và viết bản thảo. Tác giả Lê Đình Tuấn tính toán dự đoán bằng Minitab và sửa bản thảo.

LỜI CẢM ƠN

Nhóm nghiên cứu xin cảm ơn Trường Đại học Bách Khoa, ĐHQG-HCM đã hỗ trợ thời gian, phương tiện và cơ sở vật chất cho nghiên cứu này.

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

ML: Học máy - Machine Learning
RF: Rừng ngẫu nhiên - Random Forest
LMS: phương pháp bình phương cực tiểu - Least Mean Square method

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Nam TH, Son TA, Hai NT, Phuoc NT. Design of 2D Wave Booster Ultrasonic Vibration-Assisted Cutting Tool in Small Size Surface Machining. Applied Materials Research, Key Engineering Materials. 2022;923:75–83.
2. Nam TH, Son TA, Hải NT, Đ T An N. Thiết kế dụng cụ cắt gia công hoàn thiện bề mặt kích thước nhỏ có hỗ trợ của rung động siêu âm . Tạp chí Cơ khí Việt Nam. 2021;.
3. Nam TH, Sơn TA, Hải NT. Nghiên cứu gia công hoàn thiện bề mặt chi tiết có kích cỡ nhỏ bằng siêu âm; 2020.
4. Lộc NH. Giáo trình Quy hoạch và phân tích thực nghiệm. NXB Đại học Quốc gia TP Hồ Chí Minh; 2021.
5. Minitab. Minitab Statistical Software: Then & Now; 2012. Available from: <https://blog.minitab.com/en/real-world-quality-improvement/minitab-statistical-software-then-and-now>.
6. Press WH, Teukolsky SA, Vetterling WT, Flannery BP. Numerical Recipes in C. The Press Syndicate of the University of Cambridge; 2002.
7. Breiman L. Random Forests. Machine Learning . 2001;45:5–32. Available from: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
8. Breiman L. Bagging predictors. Machine Learning. 1996;24(2):123–140.
9. Phạm MH, Nguyễn NQ. Khái niệm về phương pháp random forest trong cuộc cách mạng machine learning và định hướng ứng dụng trong lĩnh vực viễn thám. Tạp Chí Khoa học Đo đạc Và Bản đồ. 2019;39:15–19. Available from: <https://doi.org/10.54491/jgac.2019.39.344>.
10. Minsoo P, Jung D, Lee S, Park S. Heatwave Damage Prediction Using Random Forest Model in Korea . Applied Sciences. 2020;10(22):8237. Available from: <https://doi.org/10.3390/app10228237>.
11. Cheng J, Li G, Chen X. Developing a Travel Time Estimation Method of Freeway Based on Floating Car Using Random Forests. Journal of Advanced Transportation. 2019;vol. 2019, Article ID 8582761, 13 pages. Available from: <https://doi.org/10.1155/2019/8582761>.

Surface Roughness Prediction of mechanical parts in ultrasonic vibration-assisted finishing machining

Lynh Huyen Duong^{1,2,*}, Tuan Dinh Le^{1,2}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

¹Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), 268 Ly Thuong Kiet Street, District 10, Ho Chi Minh City, Vietnam

²Vietnam National University Ho Chi Minh City, Linh Trung Ward, Thu Duc City, Ho Chi Minh City, Vietnam

Correspondence

Lynh Huyen Duong, Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), 268 Ly Thuong Kiet Street, District 10, Ho Chi Minh City, Vietnam

Vietnam National University Ho Chi Minh City, Linh Trung Ward, Thu Duc City, Ho Chi Minh City, Vietnam

Email: dhlynh@hcmut.edu.vn

History

- Received: 02-12-2023
- Revised: 15-12-2024
- Accepted: 07-05-2025
- Published Online: 06-08-2025

DOI :

<https://doi.org/10.32508/stdjet.v6iSI2.1313>



Copyright

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



ABSTRACT

Surface roughness is a critical quality indicator in the manufacturing of mechanical components, particularly during finishing processes. The incorporation of ultrasonic vibration assistance in finish milling has been shown to significantly influence surface roughness outcomes. Key parameters affecting this process include the frequency and voltage applied to the piezoelectric vibration actuator, as well as the spindle rotation speed of the machine tool. In this study, an experimental design was implemented to investigate the relationship between these parameters and the resulting surface roughness. The authors developed and compared two predictive models for surface roughness: a linear regression model created using Minitab statistical software, and a non-linear regression model based on the Random Forest (RF) algorithm. These models were trained and tested using data collected from machining experiments under various combinations of input parameters. The results indicate that, with a small dataset (18 experimental design samples), the linear regression model demonstrates better predictive performance for surface roughness in ultrasonic vibration-assisted finish milling. Specifically, the linear regression model achieves an accuracy of approximately 80%, which is higher than the 72.37% accuracy obtained using the Random Forest algorithm. These findings suggest that, under conditions of limited data, linear regression can outperform more complex machine learning algorithms. The study highlights the importance of selecting an appropriate modeling technique based on data volume and process complexity, contributing to improved prediction capability and process control in advanced manufacturing applications.

Key words: Linear Regression Model, Non-linear Regression Model, Random Forest Algorithm, Surface Roughness Prediction

Cite this article : Duong L H, Le T D. **Surface Roughness Prediction of mechanical parts in ultrasonic vibration-assisted finishing machining.** *Sci. Tech. Dev. J. – Engineering and Technology* 2025; 8(3):2579-2583.