

NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG MẠNG NƠ RON NHÂN TẠO ĐỂ DỰ ĐOÁN ĐỘ NHÁM BỀ MẶT NHẪM TỐI ƯU HÓA CÁC THAM SỐ QUÁ TRÌNH TIỆN CNC VỚI THÉP SUM24L

RESEARCH ON USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO PREDICT THE SURFACE ROUGHNESS IN CNC LATHE WITH SUM24L STEEL

ThS. Nguyễn Thị Hiếu Thảo, ThS. Nguyễn Đức Văn*
Trường Đại học Giao thông Vận tải

TÓM TẮT

Bài báo trình bày một phương pháp để ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự đoán độ nhám bề mặt trong quá trình tiện CNC với thép Sum24L. Các kết quả thực nghiệm sau quá trình tiện CNC với thép Sum24L đã được sử dụng để huấn luyện và kiểm thử mạng nơ ron nhân tạo đề xuất. Các tham số đầu vào được lựa chọn là chiều sâu cắt, tốc độ cắt và mức chạy dao. Một mô hình mạng nơ ron truyền thẳng nhiều lớp được đề xuất với nơ ron sử dụng hàm kích hoạt ReLU để dự đoán độ nhám bề mặt sau quá trình tiện.

Từ khóa: Độ nhám bề mặt; Mạng nơ ron nhân tạo; Quá trình tiện; Hàm ReLU.

ABSTRACT

This paper presents a method for applying artificial neural networks to predict surface roughness in the CNC lathe process with Sum24L steel. Experimental results from the CNC lathe process with Sum24L steel were used to train and test the proposed artificial neural network. The selected input parameters are cutting depth, cutting speed, and feed rate. A multilayer feedforward neural network model is proposed with neurons using the ReLU activation function to predict surface roughness after the process.

Keywords: Surface Roughness; Artificial Neural Network; Lathe; ReLU function.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong những năm gần đây, các nhà sản xuất đã tập trung vào các quá trình tự động hóa trong sản xuất công nghiệp để nâng cao năng suất và chất lượng của sản phẩm. Các tiến bộ trong quá trình tự động hóa đã giúp việc quản lý chất lượng được tích hợp vào trong quá trình gia công của sản phẩm. Với yêu cầu càng ngày càng cao về chất lượng sản phẩm, các nhà sản

xuất hiện nay đang phải đối mặt với thách thức là tăng năng suất nhưng không làm giảm chất lượng của sản phẩm. Một vấn đề thường gặp của các nhà sản xuất là tối ưu các tham số của quá trình gia công để tạo ra chất lượng sản phẩm tốt nhất. Một chỉ tiêu quan trọng trong đánh giá chất lượng sản phẩm gia công là độ nhám bề mặt (Ra). Đây là một chỉ tiêu quan trọng nhưng rất khó để kiểm soát bởi vì phụ thuộc vào nhiều tham số trong quá trình gia

công của chi tiết. Các công đoạn gia công chi tiết vẫn phụ thuộc vào kinh nghiệm của người kỹ sư vận hành máy để lựa chọn các tham số tối ưu cho từng chi tiết, do đó độ nhám bề mặt tối ưu có thể không đạt được. Hiện nay, các hướng nghiên cứu về mô hình hóa và dự đoán Ra trong quá trình gia công chủ yếu bao gồm ba hướng chính: hướng nghiên cứu sử dụng mô hình thực nghiệm, sử dụng mô hình lý thuyết và sử dụng mô hình trí tuệ nhân tạo.

Hiện nay, hướng nghiên cứu sử dụng mô hình trí tuệ nhân tạo đang nhận được rất nhiều sự quan tâm với ưu điểm đạt độ chính xác cao và thời gian huấn luyện cũng tương đối nhanh chóng. Tuy nhiên, các công trình hiện nay sử dụng đa phần là các mô hình mạng nơ ron đơn giản với ít lớp và hàm kích hoạt đơn giản. Nhóm tác giả đề xuất một mô hình mạng nơ ron sâu hơn, với nhiều lớp và đánh giá độ chính xác của mô hình với hàm kích hoạt ReLU tiên tiến.

2. NGHIÊN CỨU THỰC NGHIỆM

Ba yếu tố được lựa chọn để thay đổi tham số trong quá trình tiện là tốc độ cắt, lượng chạy dao và chiều sâu cắt. Các giá trị của ba yếu tố được trình bày trong Bảng 1.

Bảng 1. Các tham số đầu vào của quá trình gia công

Chiều sâu cắt (mm) t	Tốc độ cắt (m/min) v	Bước chạy dao (mm/rev) s
0.05	1000	0.05
0.1	1500	0.1
0.2	2500	0.2

Mỗi tham số đầu vào sẽ có 3 giá trị nên tổng cộng có 27 mẫu thí nghiệm. Mỗi thí nghiệm sẽ được đo độ nhám tại 5 điểm phân biệt. Bảng 2 trình bày các kết quả đo độ nhám tại tổng cộng 27 mẫu thí nghiệm. Mẫu thép được sử dụng trong thí nghiệm là thép Sum24L.

Bảng 2. Các kết quả đo độ nhám tại 5 điểm của các mẫu thí nghiệm

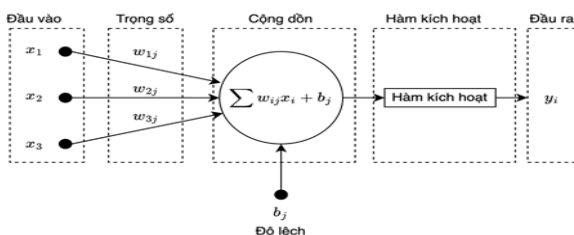
TT	Vận tốc cắt (v)	Chiều sâu cắt (t)	Bước chạy dao (s)	Độ nhám Ra				
				Ra1	Ra2	Ra3	Ra4	Ra5
1	1000	0.05	0.05	0.234	0.185	0.331	0.338	0.195
2	1000	0.05	0.1	0.567	0.531	0.559	0.577	0.632
3	1000	0.05	0.2	2.884	2.663	2.905	2.674	2.757
4	1000	0.1	0.05	0.282	0.296	0.298	0.22	0.239
5	1000	0.1	0.1	0.656	0.589	0.614	0.566	0.589
6	1000	0.1	0.2	3.061	3.037	2.905	3.085	2.876
7	1000	0.2	0.05	0.492	0.566	0.57	0.634	0.532
8	1000	0.2	0.1	0.633	0.643	0.607	0.641	0.658
9	1000	0.2	0.2	2.896	2.867	2.916	2.897	2.929
10	1500	0.05	0.05	0.82	0.83	0.754	0.751	0.695
11	1500	0.05	0.1	0.772	0.729	0.736	0.736	0.733
12	1500	0.05	0.2	3.007	3	3.054	2.933	2.996
13	1500	0.1	0.05	0.68	0.594	0.791	0.737	0.723
14	1500	0.1	0.1	0.763	0.745	0.724	0.719	0.769

15	1500	0.1	0.2	2.958	2.913	2.969	2.926	2.93
16	1500	0.2	0.05	0.759	0.78	0.637	0.683	0.704
17	1500	0.2	0.1	0.847	0.878	0.87	0.811	0.786
18	1500	0.2	0.2	2.494	2.526	2.513	2.534	2.551
19	2500	0.05	0.05	0.622	0.668	0.586	0.574	0.596
20	2500	0.05	0.1	0.778	0.768	0.812	0.815	0.783
21	2500	0.05	0.2	2.382	2.448	2.49	2.375	2.417
22	2500	0.1	0.05	0.619	0.603	0.625	0.665	0.535
23	2500	0.1	0.1	0.741	0.751	0.754	0.741	0.732
24	2500	0.1	0.2	2.667	2.479	2.449	2.485	2.446
25	2500	0.2	0.05	0.675	0.62	0.555	0.607	0.618
26	2500	0.2	0.1	0.669	0.736	0.708	0.7	0.709
27	2500	0.2	0.2	2.454	2.421	2.396	2.534	2.451

3. MÔ HÌNH MẠNG NƠ RON NHÂN TẠO

Hiện nay, mô hình mạng nơ ron nhân tạo đã được áp dụng rộng rãi trong rất nhiều lĩnh vực trong công nghiệp và đời sống. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đề xuất phương pháp sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để dự đoán độ nhám bề mặt Ra sau quá trình tiện của thép. Mô hình mạng truyền thẳng, nhiều lớp được xây dựng và huấn luyện dựa trên những kết quả của nghiên cứu thực nghiệm.

Mô hình mạng nơ ron truyền thẳng một mô hình mạng trí tuệ nhân tạo gồm nhiều lớp, mỗi lớp gồm nhiều nơ ron. Nơ ron trong mỗi lớp đều được kết nối đầy đủ với các nơ ron ở lớp kế sau. Tuy nhiên, các nơ ron trong cùng một lớp không được kết nối với nhau. Hình 1 mô tả nguyên lý hoạt động của một nơ ron.



Hình 1. Sơ đồ nguyên lý hoạt động của một nơ ron

Mỗi nơ ron trong lớp đầu vào nhận các giá trị đầu vào từ dữ liệu đầu vào hoặc từ các nơ ron trong lớp trước đó. Các giá trị này thường được truyền qua các trọng số, được biểu diễn bằng các số thực, và được tổng hợp trong nơ ron. Các giá trị đầu vào được nhân với trọng số tương ứng của chúng và sau đó được tổng hợp lại. Trong một nơ ron trong mạng MLP, điều này thường được biểu diễn bằng một phép cộng có trọng số. Sau khi tính tổng, một hàm kích hoạt được áp dụng cho giá trị tổng. Hàm này thường là một hàm phi tuyến tính như hàm sigmoid, hàm tanh, hoặc hàm ReLU, và giúp cho nơ ron có khả năng học được các biểu diễn phức tạp. Giá trị đầu ra sau khi qua hàm kích hoạt được truyền tới các nơ ron trong lớp tiếp theo dưới dạng đầu vào, tiếp tục quá trình tính toán cho đến khi đạt được lớp đầu ra. Qua quá trình này, mỗi nơ ron trong mạng MLP đóng vai trò như một bộ lọc thông tin, học cách biểu diễn dữ liệu đầu vào một cách phức tạp và thường có khả năng phân loại, dự đoán hoặc giải quyết các vấn đề mà mạng được huấn luyện để thực hiện.

Trong quá trình huấn luyện, dữ liệu huấn luyện được đưa vào mạng, sau đó thông

qua một chuỗi các nơ ron và các lớp nơ ron khác nhau. Mỗi nơron tính toán giá trị đầu ra dựa trên trọng số của nó và đầu vào nhận được từ các nơ ron trong lớp trước. Sau đó, lỗi được tính toán thông qua so sánh giữa đầu ra dự đoán và đầu ra mong muốn. Qua quá trình lan truyền ngược, lỗi được lan truyền từ lớp cuối cùng trở lại lớp đầu tiên của mạng, và các trọng số được cập nhật dựa trên gradient của hàm lỗi. Quá trình này lặp lại qua nhiều epoch để mạng có thể học được biểu diễn dữ liệu tốt nhất cho mục tiêu huấn luyện, thường là việc phân loại hoặc dự đoán đầu ra.

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đề xuất sử dụng hai mô hình mạng nơ ron để thực hiện việc dự đoán độ nhám sau khi gia công. Mô hình mạng thứ nhất là mô hình mạng nơ ron nông gồm 1 lớp đầu vào, 2 lớp ẩn, mỗi lớp gồm 10 nơ ron, và 1 lớp đầu ra gồm 5 nơ ron tương ứng với 5 đầu ra. Các nơ ron sử dụng hàm kích hoạt ReLU. Mô hình này được sử dụng để đánh giá hiệu quả của mô hình mạng nơ ron nông ít lớp. Mô hình mạng thứ hai được huấn luyện là mô hình mạng nơ ron sâu với 5 lớp ẩn, mỗi lớp gồm 10 nơ ron. Nhóm tác giả có sử dụng hàm kích hoạt ReLU và Sigmoid để đánh giá hiệu quả của hai hàm này trong mô hình mạng. Bảng 2 mô tả tóm tắt các tham số của mạng và quá trình huấn luyện của mạng. Việc huấn luyện và thử nghiệm đánh giá kết quả của mạng được thực hiện với bộ thư viện Tensorflow.

Bảng 3. Các tham số của hai mô hình mạng đề xuất

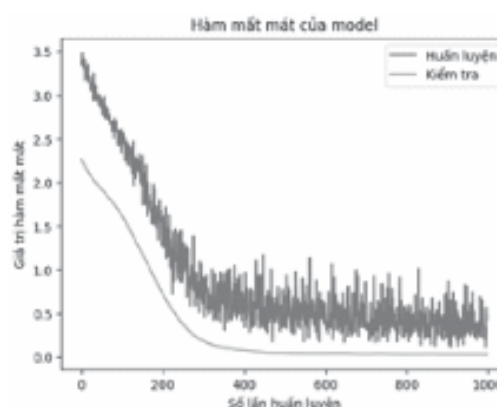
Tham số	Mô hình mạng 1	Mô hình mạng 2
Số nơ ron đầu vào	27	27
Số nơ ron đầu ra	5	5
Số nơ ron lớp ẩn	10	10
Số lớp ẩn	2	5

Hàm kích hoạt	ReLU	Sigmoid/ReLU
Số mẫu huấn luyện	20	20
Số mẫu kiểm tra	7	7
Số chu kỳ huấn luyện	1000	1000

4. KẾT QUẢ DỰ ĐOÁN

4.1. Kết quả dự đoán của mô hình mạng 1

Hình 2 mô tả biểu đồ của hàm mất mát với tập huấn luyện và tập kiểm tra khi đánh giá với mô hình mạng 1.

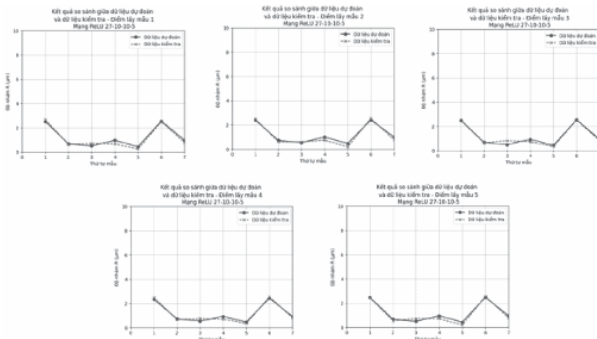


Hình 2. Hàm mất mát của mô hình mạng theo số lần huấn luyện

Hàm mất mát được sử dụng trong các đánh giá là hàm MSE (Mean Squared Error), là hàm rất phổ biến trong các nghiên cứu về mạng nơ ron nhân tạo. Qua hình 2 có thể thấy hàm mất mát đã hội tụ khá nhanh với cả tập dữ liệu huấn luyện và tập kiểm tra, với trung bình tầm 300 chu kỳ (epoch) huấn luyện là mô hình đã hội tụ với mức $MSE < 0.01$. Điều này chứng tỏ mô hình mạng nơ ron nông có thể được huấn luyện khá nhanh và thích hợp với việc triển khai trong các mô hình sản xuất vốn yêu cầu năng suất và sản lượng cao.

Hình 3 mô tả mức độ chính xác của mô hình mạng nơ ron với 7 mẫu được sử dụng để

kiểm tra độ chính xác của mô hình. Mô hình sẽ dự đoán độ chính xác tại 5 điểm đo.

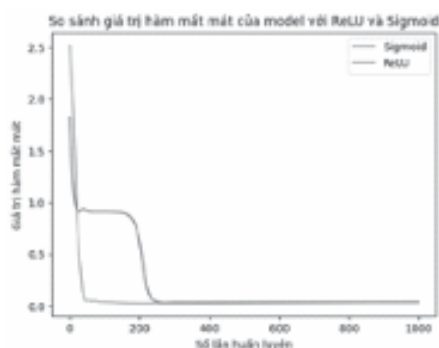


Hình 3. Kết quả so sánh giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu trong tập kiểm tra, mô hình mạng nơ ron thứ nhất tại 5 điểm đo

Qua hình 3, có thể thấy mô hình đã dự đoán với độ chính xác cao tại 7 mẫu dùng để kiểm tra. 7 mẫu này hoàn toàn không được sử dụng để huấn luyện mạng và sẽ tương đương với các mẫu mới trong quá trình sản xuất. Tỷ lệ chính xác trong dự đoán (sau khi lấy trung bình với cả 5 điểm đo) là khoảng 88%.

4.2. Kết quả dự đoán của mô hình mạng 2

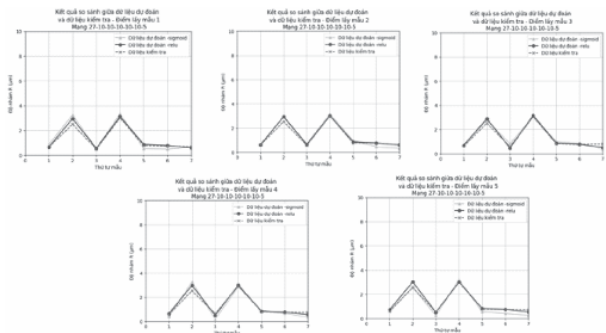
Hình 4 mô tả biểu đồ của hàm mất mát của mô hình 2 theo số lần huấn luyện, với hàm kích hoạt là ReLU và Sigmoid.



Hình 4. Biểu đồ của hàm mất mát theo số lần huấn luyện của mô hình 2, với hàm kích hoạt ReLU và Sigmoid

Qua hình 4, ta có thể thấy mô hình mạng nơ ron tiếp tục hội tụ khá nhanh đối với cả hàm ReLU và hàm Sigmoid. Tuy nhiên, hàm ReLU có lợi thế hơn ở việc hội tụ rất nhanh, chỉ sau khoảng 50 chu kỳ huấn luyện, so với khoảng 250 chu kỳ huấn luyện với hàm Sigmoid.

Hình 5 mô tả độ chính xác của mô hình mạng nơ ron thứ 2, và so sánh độ chính xác giữa nơ ron sử dụng hàm kích hoạt ReLU và hàm Sigmoid. Tập kiểm tra vẫn bao gồm 7 mẫu và được đo tại 5 điểm.



Hình 5. Kết quả so sánh giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu trong tập kiểm tra, mô hình mạng nơ ron thứ hai tại 5 điểm đo, với nơ ron sử dụng hàm ReLU và hàm Sigmoid

Kết quả từ hình 5 cho thấy mạng nơ ron sâu với 5 lớp vẫn cho kết quả tốt và hàm ReLU có độ chính xác lớn hơn so với hàm Sigmoid, với độ chính xác lần lượt là 92% và 82%.

5. KẾT LUẬN

Trong công trình này, nghiên cứu thực nghiệm đã được sử dụng để xây dựng bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra cho mô hình mạng nơ ron nhằm dự đoán độ nhám bề mặt của chi tiết sau khi tiện. Kết quả xây dựng và đánh giá mạng cho thấy, các mô hình mạng được đánh giá đều có khả năng huấn luyện nhanh, không gây gián đoạn nếu đưa vào quá trình sản xuất. Mô hình mạng nơ ron nông vẫn hoạt động hiệu quả với

độ chính xác 88%. Mô hình mạng nơ ron sâu hơn đạt độ chính xác tốt hơn với mức 92% và mô hình sử dụng hàm ReLU tỏ ra vượt trội so với mô hình sử dụng Sigmoid, về mặt thời gian huấn luyện lần độ chính xác của mô hình.

Lời cảm ơn:

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Giao thông Vận tải (ĐH GTVT) trong đề tài mã số T2024-CK-008.❖

Ngày nhận bài: **28/5/2024**

Ngày phản biện: **25/6/2024**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Karayel, Durmus; “*Prediction and control of surface roughness in CNC lathe using artificial neural network*”. Journal of materials processing technology 209.7 (2009): 3125-3137.
- [2]. Mohammed Ameen, Mushtaq, et al. “*Prediction and optimization of surface roughness using artificial neural network and Taguchi method*”. Proceedings of the International Conference on Aerospace & Mechanical Engineering (ICAME 21), 2022.
- [3]. Lu, Chen. “*Study on prediction of surface quality in machining process*”. Journal of materials processing technology 205.1-3 (2008): 439-450.