

GIÁM SÁT TRỰC TUYẾN VÀ DỰ BÁO TRẠNG THÁI MÒN DAO KHI TIỆN THÉP 9XC TRÊN MÁY TIỆN CNC

Đặng Văn Thức*, Phạm Đình Tùng, Đỗ Tiến Lập, Tạ Đức Hải

Tóm tắt: Giám sát và dự báo trạng thái quá trình cắt là một trong những bài toán quan trọng của sản xuất tự động hóa hiện đại. Giám sát quá trình gia công không chỉ làm giảm các yêu cầu về kinh nghiệm và trình độ đối với công nhân, mà còn giảm xác suất hỏng hóc không mong đợi của dao và chi tiết. Nghiên cứu này trình bày thuật toán giám sát và dự báo trạng thái mòn dao sử dụng mạng nơ ron nhân tạo khi tiện thép 9XC. Thép 9XC là loại thép thường được dùng làm dụng cụ cắt ở nước ta. Ngoài ra, trong nghiên cứu này tập trung nghiên cứu mòn mặt sau dao vì nó là một trong các thông số có ý nghĩa quan trọng khi phân tích hiệu quả trạng thái giám sát, cũng như đánh giá chất lượng hình học của chi tiết. Mô hình mạng nơ ron nhân tạo được xây dựng với các đầu vào là chế độ cắt và các thông tin về 3 thành phần của lực cắt. Sử dụng phương pháp quy hoạch thực nghiệm Taguchi tối ưu hóa mạng nơ ron và làm cơ sở huấn luyện mạng. Các kết quả nghiên cứu lý thuyết và thực nghiệm đã chỉ ra, sai số dự báo mòn dao khi tiện sử dụng mô hình mạng nơ ron nhân tạo có giá trị nhỏ, đảm bảo độ tin cậy.

Từ khóa: Giám sát, Dự báo, Mòn dao, Mạng nơ ron nhân tạo.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bảo đảm độ tin cậy và hiệu quả của quá trình gia công cắt gọt không thể thiếu các thông tin về trạng thái dao, cũng như trạng thái của cả quá trình cắt, trước hết là đánh giá số lượng cường độ mòn dao. Do không thể trực tiếp quan sát miền cắt (miền tiếp xúc giữa dao và phôi), nên thông thường cần phải xây dựng các mô hình, hoặc đo một vài thông số nào đó của quá trình cắt, như lực cắt, công suất cắt, nhiệt độ, các tín hiệu khí, rung động, tín hiệu điện v.v... Thông qua việc đánh giá các đặc tính của các tín hiệu này chúng ta có thể đánh giá trạng thái của dao cắt, sự thay đổi các thông số chất lượng hình học của chi tiết.

Cho đến nay các công trình trong lĩnh vực nghiên cứu vấn đề chẩn đoán và dự báo trạng thái quá trình cắt, trong đó, chẩn đoán và dự báo sự tiến triển mòn dao đã đạt được nhiều thành tựu to lớn [1-5]. Trong các nghiên cứu này đưa ra các phương pháp chẩn đoán khác nhau dựa trên sự phân tích các tín hiệu rung động, các tín hiệu điện, tín hiệu khí, lực cắt, nhiệt độ trong miền cắt,... làm cơ sở để xây dựng các hệ thống giám sát trạng thái dao cắt, cũng như trạng thái quá trình cắt. Kurada S. và đồng nghiệp (1997) trong nghiên cứu tổng quan của mình đã đưa ra các dạng cảm biến được dùng trong việc giám sát trạng thái mòn dao. Mòn dao có thể được xác định trực tiếp bằng các cảm biến như cảm biến đo mức phóng xạ, camera,... hoặc các cảm biến gián tiếp (lực cắt, rung, âm thanh) thông qua mối liên hệ giữa các đại lượng cảm biến đo được với giá trị mòn dao. Sick B. (1998) nghiên cứu dự báo mòn dao trên cơ sở lực cắt 3 thành phần. Karali Patra và đồng nghiệp (2007) đã đưa ra mô hình mạng nơ ron dự báo mòn dao tiện bằng tín hiệu dòng điện động cơ. Asafa T.B. và đồng nghiệp (2012) xây dựng mạng nơ ron dựa trên các thông số chế độ cắt, chiều dài cắt, công suất động cơ để dự báo giá trị mòn dao mặt sau và mặt trước khi tiện thép NST 37.2. Phương pháp Taguchi được sử dụng trong nghiên cứu này để tối ưu hóa cấu trúc mạng nơ ron. Antic A. và đồng nghiệp (2006) sử dụng các kiểu cấu trúc khác nhau của mạng nơ ron trí tuệ nhân tạo, trên cơ sở các tham số đầu vào và đầu ra đã lựa chọn một kiểu cấu trúc mạng tối ưu để xây dựng mô hình giám sát giá trị mòn dao khi tiện cứng thép C.4730.

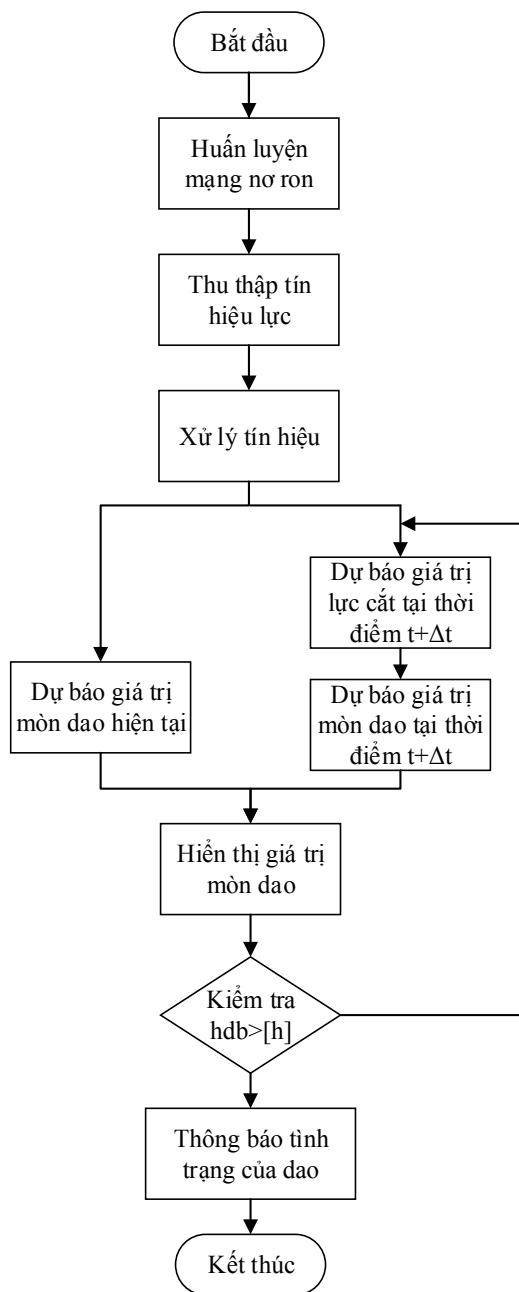
Nghiên cứu trong bài báo này đưa ra một mô hình giám sát và dự báo trạng thái mòn mặt sau của dao cắt trên cơ sở thu thập thông tin nhận được từ cảm biến đo lực cắt 3 thành phần. Mô hình giám sát đưa ra thông tin trạng thái dao tại thời điểm giám sát và dự báo trong tương lai. Giá trị trung bình của lực cắt trong khoảng thời gian lấy mẫu được sử dụng cùng với các thông số chế độ cắt để dự báo đại lượng mòn dao. Mạng nơ ron nhân tạo được chọn để xây dựng thuật toán nhờ khả năng xấp xỉ hàm tùy ý mà mạng “học” được từ các dữ liệu quan sát được với độ chính xác cao. Thực nghiệm kiểm tra thuật toán khi tiện thép 9XC bằng dao tiện mảnh được thực hiện trên máy tiện EMCOMAT 20D.

2. THUẬT TOÁN GIÁM SÁT VÀ DỰ BÁO TRẠNG THÁI QUÁ TRÌNH CẮT

Trong quá trình gia công cắt gọt, dụng cụ cắt bị mài mòn ảnh hưởng đến chất lượng hình học của chi tiết được gia công. Có một số dạng mài mòn dụng cụ cắt như: mài mòn theo mặt trước, mài mòn theo mặt sau, mài mòn dạng lưỡi liềm (crater). Trong các nghiên cứu chỉ ra mòn theo mặt sau ảnh hưởng nhiều nhất đến chất lượng gia công chi tiết.

Bài toán giám sát trạng thái quá trình cắt bao gồm bài toán giám sát trạng thái dao tại thời điểm giám sát, dự báo trạng thái trong tương lai và đưa ra những cảnh báo cho người sử dụng. Thuật toán giám sát trạng thái quá trình cắt được chỉ ra trong sơ đồ hình 1.

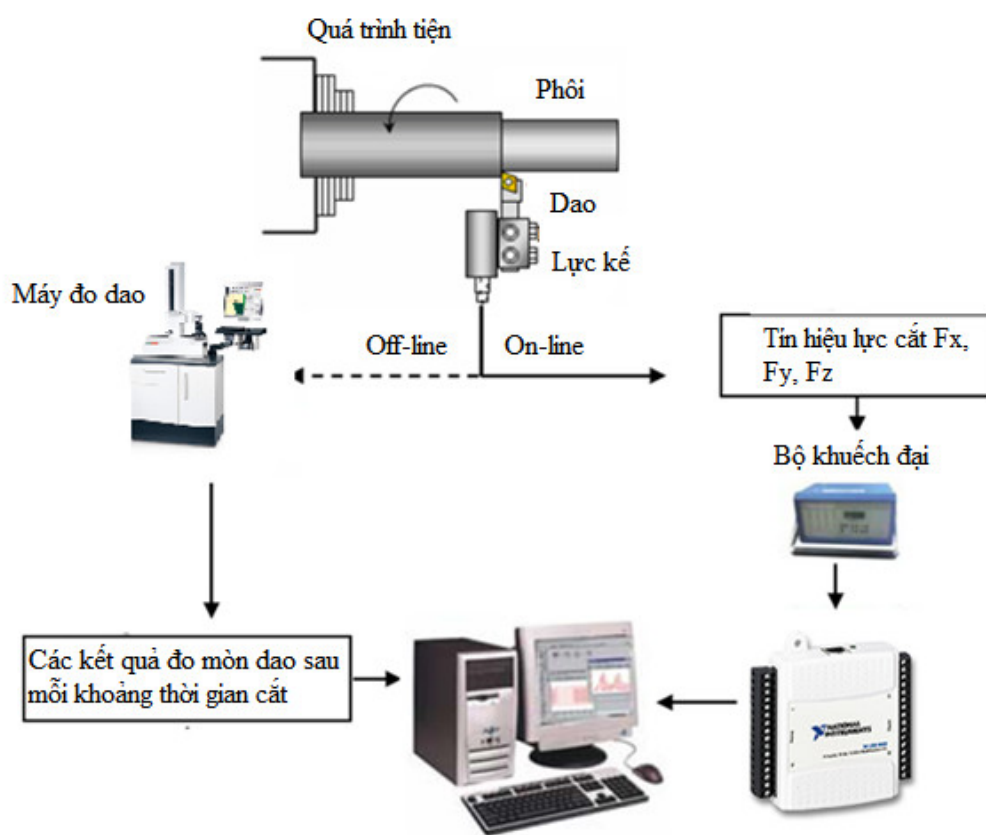
Mô hình giám sát chỉ ra trên hình 1 thực hiện các công việc: huấn luyện mạng nơ ron từ các giá trị lực cắt, thông số chế độ cắt và giá trị mòn dao mặt sau (h) đo được từ thực nghiệm, thu thập trực tuyến dữ liệu từ các cảm biến (ở đây là cảm biến đo lực cắt), tiến hành xử lý tín hiệu, đưa giá trị tín hiệu đo được vào mô hình dự báo mòn dao, hiển thị giá trị dự báo, kiểm tra giá trị dự báo h_{db} có lớn hơn giá trị cho phép $[h]$ không, nếu có hiển thị thông báo cần thay dao, nếu chưa thay đổi thời gian Δt đến khi nào $h_{db} > [h]$ đưa ra thông báo tình trạng của dao (dao còn sử dụng được không, bao giờ cần thay dao,...).



Hình 1. Thuật toán giám sát trạng thái quá trình cắt.

2.1. Mô hình thực nghiệm

Thực nghiệm được tiến hành trên máy tiện EMCOMAT 20D, sử dụng dao tiện mảnh (cán dao PTTNR2020 K16, mảnh dao TNMG160304-GM) tiện các đoạn thép 9XC dài 350 mm. Chế độ cắt được chọn như sau: vận tốc cắt V_c được xác định ở 3 mức (110, 90 và 70 m/ph), lượng tiến dao S_c ở 3 mức (0,12, 0,1 và 0,08 mm/vg), chiều sâu cắt t_c 3 mức (1,2, 1,6 và 2 mm). Sơ đồ thực nghiệm được chỉ ra trên hình 2. Lực cắt được đo với sự trợ giúp của lực kế Kistler 9257-BA. Tín hiệu từ lực kế thông qua bộ thu thập dữ liệu NI USB 6009 đưa vào máy tính để xử lý. Máy tính sẽ tính giá trị trung bình của lực trong khoảng thời gian lấy mẫu 1s với tốc độ lấy mẫu 1000 mẫu/s. Giá trị mòn dao mặt sau được đo bằng máy đo dao DMG VIO 210 Microset. Sử dụng phương pháp Taguchi ta xây dựng được bảng trực giao L_9 các thông số 3 mức ở trên (bảng 1). Trong bảng 1 đưa ra ví dụ các giá trị đo được của 3 thành phần lực cắt (F_x , F_y , F_z) và lượng mòn dao mặt sau (h) của mảnh dao tiện tại thời điểm $t=10$ ph:



Hình 2. Sơ đồ thực nghiệm.

Bảng 1. Ma trận trực giao các thông số chế độ cắt.

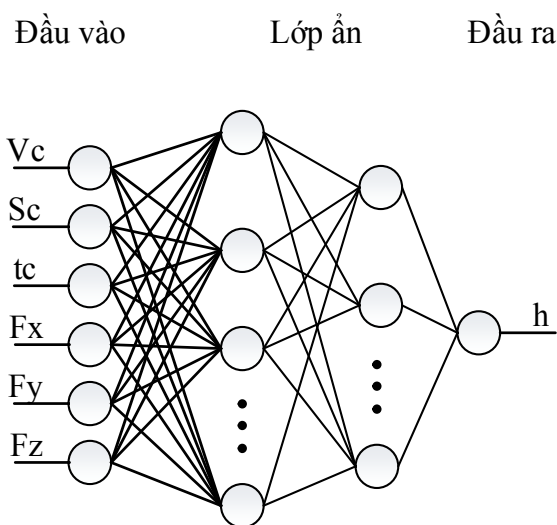
Thí nghiệm	V_c (m/ph)	S_c (mm/vg)	t_c (mm)	F_x (N)	F_y (N)	F_z (N)	h , (mm)
1	110	0,12	2	518,72	364,22	646,97	0,210
2	110	0,1	1,6	506,69	360,12	640,87	0,203
3	110	0,08	1,2	499,97	335,41	639,97	0,201

Thí nghiệm	V_c (m/ph)	S_c (mm/vg)	t_c (mm)	F_x (N)	F_y (N)	F_z (N)	h , (mm)
4	90	0,12	1,6	489,69	348,37	613,36	0,162
5	90	0,1	1,2	490,63	348,71	568,76	0,164
6	90	0,08	2	466,98	342,96	576,94	0,161
7	70	0,12	1,2	456,43	337,08	567,85	0,143
8	70	0,1	2	465,67	341,36	570,02	0,153
9	70	0,08	1,6	472,63	338,43	562,57	0,142

Kết quả lực cắt thu được từ cảm biến, giá trị của thông số chế độ cắt và giá trị mòn dao mặt sau được đưa vào để huấn luyện mạng nơ ron.

2.2. Mạng nơ ron trí tuệ nhân tạo

Các nghiên cứu về dự báo mòn dao đã chỉ ra rằng sử dụng mạng nơ ron trí tuệ nhân tạo MLP với 2 lớp ẩn cho kết quả dự báo chính xác hơn mạng chỉ với 1 lớp ẩn. Do vậy, trong nghiên cứu này lựa chọn mạng nơ ron có cấu trúc 2 lớp ẩn để xây dựng thuật toán dự báo. Các thuật toán huấn luyện mạng như thuật toán Levenberg- Marquart (LM), phương pháp vec tơ gradient liên hợp (Scaled Conjugate Gradient - SCG) và hiệu chỉnh Bayes (Bayesian Regularization - BR) sẽ được xem xét để tìm ra cấu trúc và luật học tối ưu nhất cho sai số nhỏ nhất.



Hình 3. Cấu trúc mạng nơ ron MLP dự báo mòn dao.

Xem xét cấu trúc mạng nơ ron với các thông số 3 mức chỉ ra trong bảng 2.

Bảng 2. Các thông số của mạng nơ ron.

Mức	Số nơ ron lớp ẩn thứ nhất (A)	Số nơ ron lớp ẩn thứ hai (B)	Thuật toán huấn luyện (C)
1	3	4	LM
2	13	18	BR
3	7	10	SCG

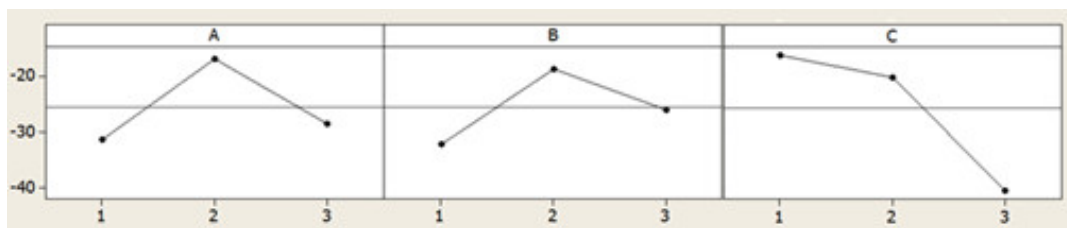
Sử dụng phương pháp Taguchi để tối ưu hóa mạng nơ ron, trong đó sử dụng tỷ số S/N (Signal to Noise – Độ sạch của tín hiệu) để đánh giá [5]. Phụ thuộc vào các yêu cầu tối ưu có các tỷ số S/N như sau: “Lớn hơn tốt hơn” (higher is better - HB), “Định mức tốt nhất” (nominal is best - NB), “Nhỏ hơn tốt hơn” (lower is better – LB). Đối với thí nghiệm này các thông số như sai số quân phương, số bước lặp và thời gian huấn luyện đều phải nhỏ nhất nên tỷ số S/N “nhỏ hơn tốt hơn” được sử dụng theo công thức:

$$S / N_{LB} = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right) \quad (1)$$

Giá trị của tỷ lệ S/N được tính toán theo công thức (1) và đưa vào bảng 3 và được thể hiện trên đồ thị hình 4. Tỷ số S/N được tính theo dB.

Bảng 3. Tỷ lệ S/N của các thông số.

	Mức (dB)			Phạm vi	Hạng
	1	2	3		
A	-31,37	-16,99	-28,50	14,38	2
B	-32,09	-18,71	-26,07	13,37	3
C	-16,18	-20,22	-40,47	24,29	1



Hình 4. Tỷ số S/N với mỗi thông số (dB).

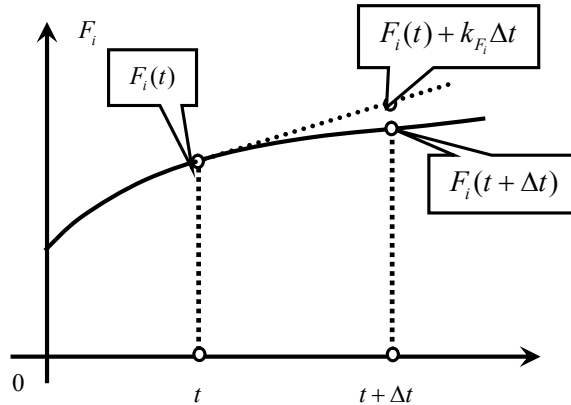
Từ hình 4 ta thấy cấu trúc mạng nơ ron tối ưu cho sai số nhỏ nhất và thời gian huấn luyện thấp nhất là mạng A2B2C1 (mạng nơ ron có cấu trúc 6-13-18-1 sử dụng thuật toán Levenberg- Marquart để huấn luyện).

2.3. Dự báo tiến triển mòn dao

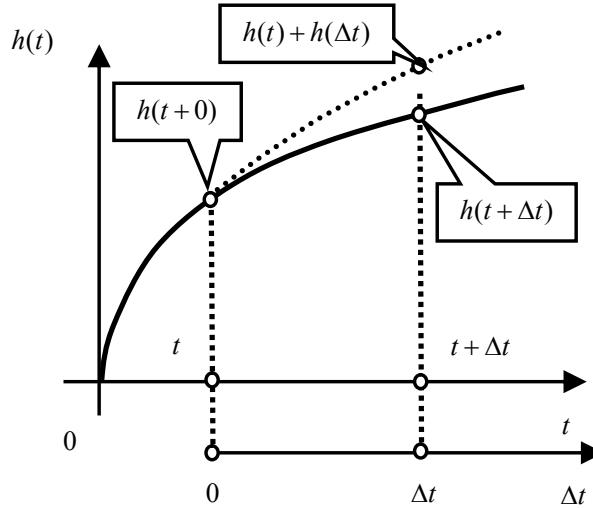
Để giám sát trạng thái của dao (hay giá trị mòn dao $h(t)$) tại thời điểm t , các thành phần lực cắt (F_x, F_y, F_z) được đo để xác định giá trị trung bình trong khoảng thời gian lấy mẫu và được đưa vào đầu vào của mạng nơ ron dự báo. Bài toán đặt ra cần xác định trạng thái dao ở thời điểm tương lai sau thời điểm giám sát đơn vị thời gian hay cần dự báo sự tiến triển mòn dao.

Để dự báo sự tiến triển mòn dao tại thời điểm cần phải biết thông tin dự báo về giá trị của lực $F_x(t + \Delta t), F_y(t + \Delta t), F_z(t + \Delta t)$ tại thời điểm $t + \Delta t$. Bởi vì lực cắt là hàm thay đổi “chậm”- giá trị trung bình của lực thay đổi chậm theo thời gian, vì vậy, có thể sử dụng phương pháp tuyến tính hóa từng đoạn (hình 5) để dự báo sự thay đổi giá trị của lực cắt tại thời điểm $t + \Delta t$, khi đó:

$$\begin{cases} F_x(t + \Delta t) \approx F_x(t) + k_{F_x} \Delta t \\ F_y(t + \Delta t) \approx F_y(t) + k_{F_y} \Delta t \\ F_z(t + \Delta t) \approx F_z(t) + k_{F_z} \Delta t \end{cases} \quad (2)$$



Hình 5. Tuyến tính hóa từng đoạn lực cắt.



Hình 6. Dự báo tiến triển mòn dao trên cơ sở phương pháp tuyến tính hóa từng đoạn hàm lực cắt theo thời gian.

Do lực cắt là giá trị thay đổi “chậm” nên ta xác định các giá trị k_{F_x} , k_{F_y} , k_{F_z} gần đúng như sau:

$$\begin{cases} k_{F_x} = \left(\frac{\partial F_x}{\partial t} \right)_t \approx \left(\frac{\Delta F_x}{\Delta t_m} \right)_t \\ k_{F_y} = \left(\frac{\partial F_y}{\partial t} \right)_t \approx \left(\frac{\Delta F_y}{\Delta t_m} \right)_t \\ k_{F_z} = \left(\frac{\partial F_z}{\partial t} \right)_t \approx \left(\frac{\Delta F_z}{\Delta t_m} \right)_t \end{cases} \quad (3)$$

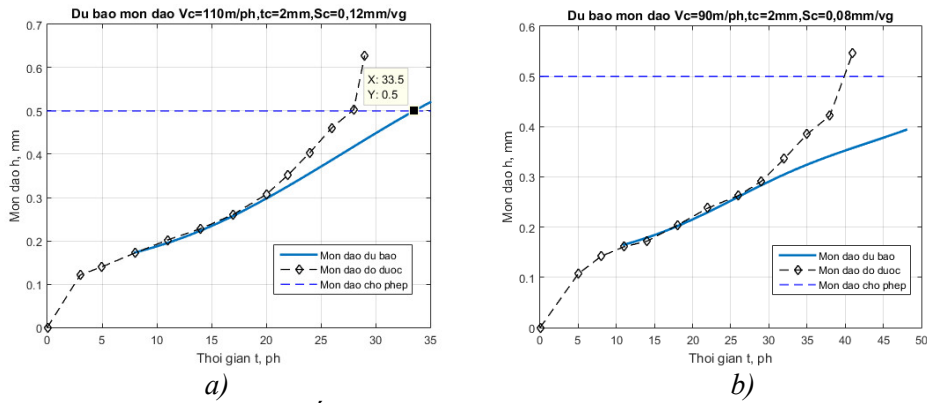
trong đó, ΔF_x , ΔF_y , ΔF_z là thay đổi của các lực thành phần F_x , F_y , F_z tương ứng trong khoảng thời gian Δt_m giữa 2 lần lấy mẫu:

$$\begin{cases} \Delta F_x = F_x^{(2)} - F_x^{(1)} \\ \Delta F_y = F_y^{(2)} - F_y^{(1)} \\ \Delta F_z = F_z^{(2)} - F_z^{(1)} \end{cases} \quad (4)$$

Từ giá trị lực cắt dự báo này ta đưa vào mạng nơ ron để xác định giá trị mòn dao $h(t + \Delta t)$ ở thời điểm $t + \Delta t$ (hình 6).

2.4. Kiểm tra đánh giá thuật toán giám sát và dự báo mòn dao

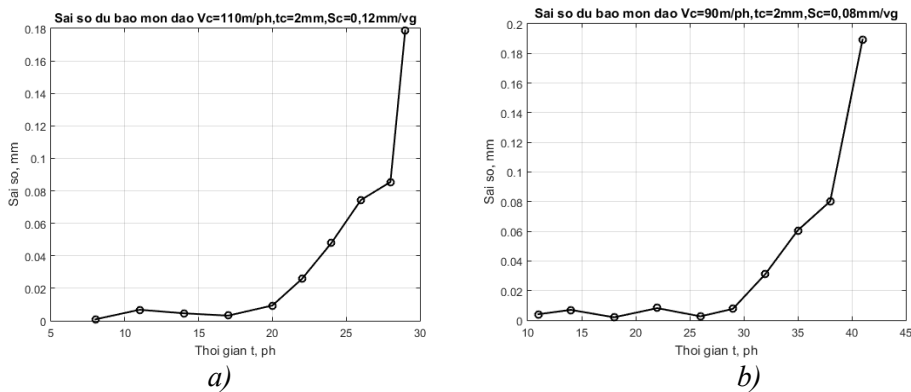
Nghiên cứu thực nghiệm đánh giá chất lượng giám sát và dự báo của thuật toán được thực hiện theo sơ đồ thực nghiệm như hình 2 theo các thông số chế độ cắt: (1) $V_c=110$ m/ph, $t_c=2$ mm, $S_c=0,12$ mm/vg và (2) $V_c=90$ m/ph, $t_c=2$ mm, $S_c=0,08$ mm/vg. Kết quả giám sát được chỉ ra trong hình 7. Trong đó, thời điểm bắt đầu giám sát đối với chế độ (1) là phút thứ 8, đối với chế độ (2) là phút thứ 11 của quá trình gia công, là thời điểm tốc độ mài mòn dao đã bắt đầu ổn định. Tiến hành đo và dự báo lượng mòn dao (h_{db}), so sánh với giá trị mòn dao đo được ($h_{đđ}$). Giả sử lượng mòn dao cho phép $[h]=0,5$ mm, khi đó, mô hình giám sát sẽ cảnh báo thời điểm cần thay dao khi $h_{db}>[h]$.



Hình 7. Sai số giá trị dự báo so với giá trị thực nghiệm

- a) $V_c=110$ m/ph, $t_c=2$ mm, $S_c=0,12$ mm/vg;
- b) $V_c=90$ m/ph, $t_c=2$ mm, $S_c=0,08$ mm/vg.

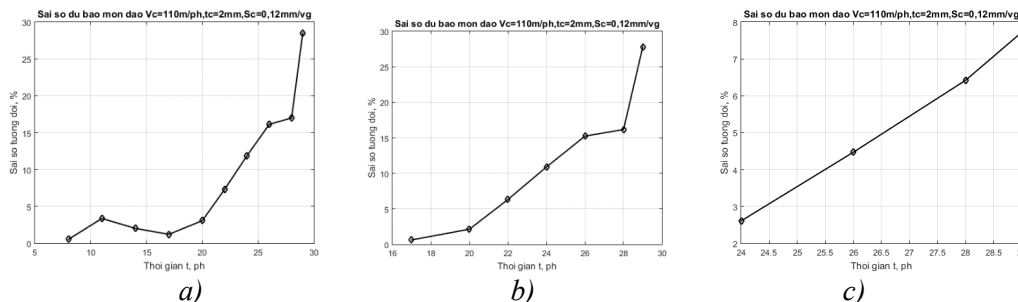
Từ đồ thị sai số dự báo của mạng nơ ron ta thấy trong giai đoạn mài mòn ổn định mô hình dự đoán khá chính xác (sai số $e=h_{đđ}-h_{db}<0,05$ mm), đến giai đoạn mài mòn khốc liệt sai số tăng nhanh do lực cắt lúc này không còn thay đổi tuyến tính.



Hình 8. Sai số giá trị dự báo so với giá trị thực nghiệm

- a) $V_c=110$ m/ph, $t_c=1,2$ mm, $S_c=0,12$ mm/vg;
- b) $V_c=90$ m/ph, $t_c=2$ mm, $S_c=0,08$ mm/vg.

Sai số dự báo của thuật toán phụ thuộc vào thời điểm giám sát. Hình 9 chỉ ra sai số tương đối giữa giá trị mòn dao dự báo với giá trị mòn dao đo được theo từng thời điểm giám sát với bộ thông số chế độ cắt $V_c = 110m/ph$, $t_c = 1,2 mm$, $S_c = 0,12 mm/vg$.



Hình 9. Sai số dự báo tiến triển mòn dao tùy thuộc vào thời điểm bắt đầu giám sát
a) $t = 8ph$; b) $t = 17ph$; c) $24ph$.

3. KẾT LUẬN

Bài báo đã đề xuất một mô hình giám sát trực tuyến và dự báo trạng thái quá trình cắt trong hệ thống cơ điện tử của máy công cụ. Do đại lượng mòn dao rất khó để đo trực tiếp trong quá trình gia công nên nghiên cứu sử dụng tín hiệu lực cắt 3 thành phần thu được từ cảm biến đo lực để tiến hành giám sát. Để dự báo sự tiến triển mòn dao $h(t + \Delta t)$ tại thời điểm $t + \Delta t$ cần phải biết thông tin dự báo về giá trị của lực $F_x(t + \Delta t)$, $F_y(t + \Delta t)$, $F_z(t + \Delta t)$ tại thời điểm $t + \Delta t$. Bởi vì lực cắt là hàm thay đổi “chậm”, vì vậy có thể sử dụng phương pháp tuyến tính hóa từng đoạn để dự báo sự thay đổi giá trị của các thành phần lực cắt tại thời điểm $t + \Delta t$. Tiến hành thực nghiệm với từng bộ thông số chế độ cắt, thu thập dữ liệu lực cắt và đo giá trị mòn dao. Mạng nơ ron trí tuệ nhân tạo được sử dụng để thiết lập mối quan hệ giữa lực cắt, các thông số chế độ cắt với giá trị mòn dao. Mạng nơ ron được tối ưu hóa nhờ phương pháp quy hoạch thực nghiệm theo Taguchi. Từ đồ thị sai số dự báo của mạng nơ ron ta thấy trong giai đoạn mài mòn ổn định mô hình dự đoán khá chính xác (sai số $< 0,05 mm$), đến giai đoạn mài mòn khốc liệt sai số tăng nhanh do lực cắt lúc này không còn thay đổi tuyến tính. Thực nghiệm cũng chỉ ra rằng sai số tương đối giữa 2 giá trị này còn phụ thuộc thời điểm bắt đầu tiến hành giám sát. Mô hình giám sát và dự báo được đề xuất có thể được phát triển và đưa vào bộ điều khiển thích nghi và điều khiển thông minh trong hệ thống cơ điện tử của máy công cụ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Kurada S., Bradley C. “A review of machine vision sensors for tool condition monitoring”, *Computers in Industry*, 34, pp 55-72, 1997.
- [2]. Antic A., Hodolic J., Sokovic M., “Development of an intelligent system for tool wear monitoring applying neural networks”, *J. of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering*, Vol. 14 (2006), pp. 146-151.
- [3]. Karali Patra, Surjya K. Pal, Kingshook Bhattacharyya, “Artificial neural network based prediction of drill flank wear from motor current signals”, *Applied Soft Computing*, Vol. 7 (2007), pp. 929-935.
- [4]. Sick B., “Online tool wear monitoring in turning using neural networks”, *Neural Computing & Applications*, Vol. 7 (1998), pp. 356-366.
- [5]. Asafa T. B., Fadare D. A., “Artificial neural network predictive modeling of uncoated carbide tool wear when turning NST 37.2 steel, ARP^N”, *J. of Engineering and Applied Sciences*, Vol. 7 (2012), pp. 396-406.

ABSTRACT

**MONITOR AND PREDICTION OF TOOL WEAR WHEN TURNING 9XC STEEL
ON CNC TURNING MACHINE**

Monitor and prediction of the cutting condition is one of the important problems in modern production. Monitor of the machining process not only reduces the experience and skill requirements of workers, but also reduces the probability of unexpected fail of the tool and details. This paper presents an algorithm of online monitoring and prediction of tool wear condition in mechatronic system of machine tools when turning 9XC steel. 9XC steel is commonly used to product cutting tools in our country. In addition, this study focuses on flank wear of turning tool because it is one of the important parameters which are used to analyze the effectiveness of monitoring condition and estimate the geometric quality of detail. Information of three components of cutting forces were used to monitor and predict wear condition of cutting tools. Neural network artificial intelligence is used to establish the relationship between the tool wear and cutting forces. Method Taguchi was considered to optimize neural network. The results of theoretical and experience research have shown that the predicted error of the tool wear when using artificial neural network model is small value, ensuring reliability.

Keywords: Monitor, Prediction, Tool wear, Artificial neural network.

Nhận bài ngày 27 tháng 3 năm 2017

Hoàn thiện ngày 27 tháng 4 năm 2017

Chấp nhận đăng ngày 18 tháng 8 năm 2017

Địa chỉ: Học viện Kỹ thuật quân sự.

**Email:* thuc.dangvan86@gmail.com.