

NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG AI VÀO MÔ HÌNH HÓA ĐỘNG LỰC HỌC NGHỊCH CHO ROBOT DELTA

STUDY ON THE APPLICATION OF AI IN MODELLING DELTA ROBOT INVERSE DYNAMIC

Lưu Thanh Tùng, Lê Văn Quốc Huy, Võ Hữu Dư

Bộ môn Kỹ thuật Máy Xây dựng và Nâng chuyển, Khoa Cơ khí, Trường Đại học Bách Khoa,
Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

Email: ttluu@hcmut.edu.vn

TÓM TẮT

Robot Delta song song là một hệ thống cơ khí phức tạp với nhiều ưu điểm vượt trội như tốc độ cao, độ chính xác và khả năng tải trọng lớn, nhưng việc mô hình hóa động lực học nghịch của nó vẫn là một thách thức lớn do cấu trúc ràng buộc hólômôn và sự hiện diện của các yếu tố bất định. Nghiên cứu này đề xuất một phương pháp mới ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI), cụ thể là mạng nơ-ron thông tin vật lý (PINN), để mô hình hóa động lực học nghịch của robot Delta 3 bậc tự do. Phương pháp kết hợp các ràng buộc vật lý vào quá trình học của mạng nơ-ron, khắc phục hạn chế của các phương pháp truyền thống như Newton-Euler, Công ảo hay Lagrange-Euler trong việc xử lý nhiễu và các hiệu ứng phi tuyến. Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình đề xuất đạt độ chính xác cao trong việc dự đoán mô-men xoắn, phù hợp với dữ liệu thực tế trên các quỹ đạo đa dạng, mở ra tiềm năng ứng dụng trong điều khiển và tối ưu hóa robot Delta.

Từ khóa: Delta Robot; Động lực học nghịch; PINN.

ABSTRACT

Parallel Delta robots are complex mechanical systems offering superior advantages such as high speed, precision, and load capacity; however, modeling their inverse dynamics remains a significant challenge due to holonomic constraints and the presence of uncertainties. This study proposes a novel approach utilizing artificial intelligence (AI), specifically Physics-Informed Neural Networks (PINNs), to model the inverse dynamics of a 3-DoF Delta robot. The method integrates physical constraints into the neural network learning process, overcoming limitations of traditional approaches like Newton-Euler, Virtual Work, or Lagrange-Euler in handling noise and nonlinear effects. Experimental results demonstrate that the proposed model achieves high accuracy in predicting torque, closely aligning with real-world data across diverse trajectories, thus paving the way for enhanced control and optimization of Delta robots.

Keywords: Delta Robot; Inverse Dynamic; PINN.



1. GIỚI THIỆU

Trong đó, robot song song, một cơ hệ mà khâu chấp hành cuối được kết nối tới để bằng nhiều hơn 1 chuỗi động học, đã nổi lên như một lựa chọn vượt trội so với robot nối tiếp truyền thống. Loại robot mới này có những ưu điểm như: tốc độ cao, độ ghi tốt, độ chính xác cao, độ lặp lại cao, khả năng tải nặng, dễ dàng lắp đặt và giảm thiểu ảnh hưởng của rung động. Những nghiên cứu gần đây tập trung hầu hết vào giải mối quan hệ động học. Trong khi đó, vì sự phức tạp của kết cấu song song, động lực học của robot song song luôn là một bài toán nan giải vì chỉ 3 trong tổng thể có 9 khớp là có thể điều khiển được, và kết cấu bị ràng buộc bởi ràng buộc hô-lô-môn.

Việc xác định chính xác các hệ thống động lực học đóng vai trò thiết yếu trong nhiều ứng dụng, đặc biệt là trong lĩnh vực robot. Trong giai đoạn thiết kế, hiểu biết chính xác về điều kiện vận hành của hệ thống cho phép lựa chọn các thành phần tối ưu, đảm bảo hiệu suất và độ tin cậy cao. Khi công nghệ robot phát triển, nhu cầu về phản hồi có độ chính xác và tốc độ cao ngày càng gia tăng, điều này đòi hỏi việc áp dụng các chiến lược điều khiển tiên tiến dựa trên Model-based Control. Các kỹ thuật điều khiển hiện đại này mang lại lợi thế đáng kể về độ chính xác và tốc độ so với các phương pháp điều khiển robot chỉ dựa trên vận tốc hoặc vị trí. Hơn nữa, một mô hình động lực học chính xác có thể được sử dụng để cải thiện bộ quan sát nhiễu, giúp phát hiện sự thay đổi của lực và mô-men tác động lên các khớp và đầu cuối của robot. Chẳng hạn, có thể xây dựng một cảm biến lực nhằm ước lượng lực tiếp xúc thông qua mô hình động lực học nghịch của robot mà không cần sử dụng các cảm biến lực hoặc mô-men đất đỏ, tương tự như một bộ ước lượng lực, mô-men và tải trọng bên ngoài.

Tuy nhiên, quá trình mô hình hóa chịu ảnh hưởng của nhiều yếu tố, làm giảm độ chính xác của mô hình. Một trong những thách thức lớn nhất là sự tồn tại của các yếu tố bất định trong nhiều tham số động lực học, đặc biệt trong các hoạt động tốc độ cao, nơi mà những bất định này càng trở nên nghiêm trọng hơn. Bên cạnh đó, sự sai lệch giữa các thông số kỹ thuật trên datasheet và đặc tính thực tế của các thành phần, cùng với chất lượng sản xuất linh kiện kém, cũng góp phần làm gia tăng sai số trong mô hình hóa. Các phương pháp nhận dạng hệ thống truyền thống thường phân tích hệ thống trong điều kiện siêu hình, trong một môi trường cô lập, bỏ qua các hiện tượng phi tuyến bên ngoài và các tiếp xúc chưa được mô hình hóa, cũng như ảnh hưởng của các thành phần động phi tĩnh như ma sát,... Điều này dẫn đến những sai khác đáng kể giữa mô hình và hành vi thực tế của hệ thống, gây suy giảm hiệu suất, tăng mức độ hao mòn của các bộ phận cơ khí.

Phương pháp Newton – Euler tính toán tất cả các lực bên trong và bên ngoài tác động lên từng phần tử trong hệ thống. Khi áp dụng cho hệ thống song song, phương pháp này trước tiên phân rã hệ thống thành mắt đế và tập hợp các chuỗi khớp nối tiếp. Sau đó, đáp ứng của hệ thống được tính toán thông qua forward pass, trong đó động lực học của các chân robot được xác định trước, rồi tiếp tục truyền đến cơ cấu chấp hành cuối [1], trong khi [2] sử dụng quá trình truyền ngược (backward pass). Tuy nhiên, phương pháp này tạo ra một hệ rất nhiều phương trình bậc cao, khiến quá trình giải tiêu tốn nhiều tài nguyên tính toán, dễ gặp bất ổn số học (numerical instability) và không cung cấp cái nhìn sâu sắc về định luật bảo toàn năng lượng.

Ngược lại, phương pháp Công ảo [3], [4], cung cấp một cách tiếp cận đệ quy để giải quyết bài toán động lực học. Phương pháp này phát biểu rằng tổng độ chênh lệch công, xuất phát từ lực ảo tác động lên một dịch chuyển thực hoặc lực thực tác động lên một dịch chuyển ảo, bằng không. Do đặc tính này, phương pháp Công ảo yêu cầu tính toán toàn bộ trạng thái động học của tất cả các khớp - bao gồm vận tốc và gia tốc - để xác định phương trình động lực học nghịch. Điều này làm tăng đáng kể độ phức tạp tính toán và tài nguyên tính toán. Hơn nữa, việc tích hợp các nhiễu chưa được mô hình hóa và các hiệu ứng động lực phi tuyến, chẳng hạn như ma sát và lực Coriolis, đặt ra nhiều thách thức đáng kể.

Một trong những phương pháp phổ biến nhất để xác định mô hình động lực học là phương pháp Lagrange – Euler. Phương pháp này dựa trên phương trình chuyển động Lagrange, giúp tránh việc tính toán các lực bên trong, do đó giảm thiểu tài nguyên tính toán và kết hợp các ràng buộc holonomic về độ cứng của cơ cấu song song để thiết lập phương trình chuyển động. [5] sử dụng một phiên bản đơn giản hóa, trong đó các Upper Arm được coi là thanh đồng nhất, còn các Lower Arm được mô hình hóa như sự kết hợp của khối lượng điểm. Trong khi đó, [6] phân tích hệ thống một cách tổng thể. Cả hai phương pháp đều cung cấp khả năng xác định chính xác hệ thống, nhưng đánh đổi bằng độ phức tạp cao và vẫn bỏ qua ảnh hưởng của các nhiễu chưa được mô hình hóa cũng như các hiện tượng phi tuyến của các thành phần động lực học, chẳng hạn như ma sát.

Việc ứng dụng các mô hình học sâu (Deep Learning) có thể khắc phục những hạn chế của các phương pháp cổ điển bằng cách sử dụng mô hình sâu để học các phương trình động lực học ẩn của hệ thống. [7] đã áp dụng phương pháp Bình

phương tối thiểu (Least Square) để giảm thiểu sai số bình phương giữa dữ liệu thu thập được và giá trị dự đoán từ mô hình động lực học đơn giản hóa có trọng số. Tuy nhiên, phương pháp này có xu hướng gán trọng số cao hơn cho các sai lệch lớn (outliers), điều này có thể dẫn đến kết quả bị lệch và làm giảm độ tin cậy của mô hình, đặc biệt khi có sự xuất hiện của các thành phần động lực học chưa được mô hình hóa.

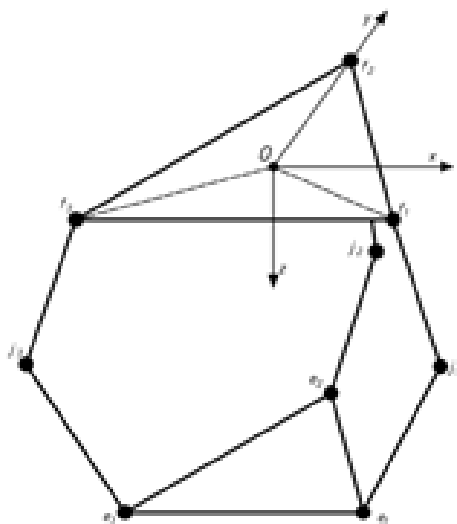
Phương pháp đề xuất của chúng tôi khắc phục nhiều hạn chế quan trọng của các cách tiếp cận hiện có, mang lại những lợi thế đáng kể trong việc mô hình hóa hệ thống động lực học, đặc biệt trong các ứng dụng robot như Delta robot. Không giống như các mạng nơ-ron sâu (DNNs) thông thường, vốn thường hội tụ về cực tiểu cục bộ, phương pháp của chúng tôi tích hợp kiến thức vật lý, cho phép đạt được cực tiểu toàn cục. Điều này đảm bảo rằng kết quả thu được vừa chính xác vừa có độ tin cậy cao, tạo nền tảng vững chắc hơn cho việc mô hình hóa và điều khiển hệ thống.

Một thành phần quan trọng trong phương pháp của chúng tôi là PINN (Physics – Informed Neural Network), vốn mã hóa các ràng buộc cảm ứng mạnh, giúp chúng vượt trội hơn các mô hình khác trong việc nắm bắt động lực học của hệ thống vật lý. Không giống như Mạng nơ-ron Hamilton (HNNs), PINNs không yêu cầu tọa độ chuẩn tắc, khiến chúng trở nên linh hoạt hơn trong các tình huống mà động lượng chuẩn tắc chưa được xác định hoặc khó tính toán. Tính linh hoạt này đặc biệt có lợi cho các hệ thống phức tạp như Delta robot. Ngoài ra, phương pháp của chúng tôi còn tích hợp các ràng buộc holo-môn. Bằng cách xử lý các yếu tố này, phương pháp của chúng tôi cung cấp một khung lý thuyết toàn diện và đáng tin cậy để mô hình hóa và tối ưu hóa hệ thống động lực học trong các tình huống thực tế. 

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Tổng quan về kết cấu robot Delta song song 3 bậc tự do

Robot Delta có cấu trúc song song bao gồm 3 chuỗi động học. Mỗi chuỗi xuất phát từ mặt đế cố định – có dạng tam giác đều ($f_1 - f_2 - f_3$) nội tiếp đường tròn bán kính r_f . Trên mỗi cạnh của mặt đế, một motor được cố định và trục được nối với một khâu dạng thanh đồng nhất chiều dài l_1 thông qua hộp giảm tốc đi kèm. Khâu đó gọi là Upper Arm ($f_j - j_j$), giá trị góc tạo thành giữa khâu và mặt phẳng ngang θ_1 được đo bằng encoder. Tại điểm cuối của Upper Arm, một hệ 4 thanh song song được gắn vào, gọi là Lower Arm, có chiều dài l_2 . Chuỗi động học kết thúc tại khâu chấp hành cuối – có dạng tam giác đều ($e_1 - e_2 - e_3$) nội tiếp đường tròn bán kính r_e .



Hình 1. Kết cấu robot Delta

Tọa độ của khâu chấp hành cuối trong không gian và góc của Upper Arm tạo được so với mặt phẳng ngang:

$$\mathbf{s} = [x \ y \ z]^T$$

$$\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3]^T$$

Để khảo sát động lực của hệ, trạng thái của hệ có thể biểu diễn 3 thông số vì hệ có 3 bậc tự do. Tuy vậy, vì cấu trúc vòng kín phức tạp và ràng buộc về động học nên phải kèm theo 3 thông số về tọa độ của khâu chấp hành cuối trong không gian. Tọa độ suy rộng của hệ trở thành:

$$\mathbf{q} = [\mathbf{s} \ \boldsymbol{\theta}]^T$$

$$\mathbf{q} = [x \ y \ z \ \theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3]^T$$

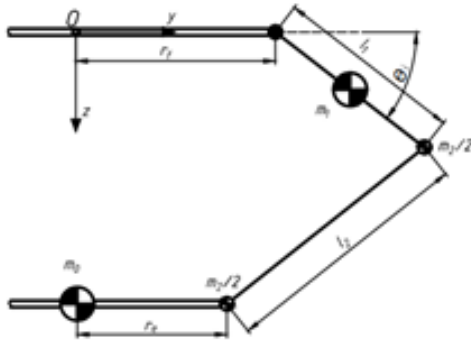
Để thuận tiện cho việc mô tả mô hình toán học, chúng ta đơn giản hóa hệ 4 thanh Lower Arm thành 2 khối lượng điểm khối lượng $m_2/2$ đặt tại hai đầu Lower Arm. Ngoài ra, thu nhỏ khâu chấp hành cuối thành một khối lượng điểm tại khối tâm của nó, đồng thời là tâm đường tròn ngoại tiếp, qua đó khiến bán kính mặt đế trở thành $r = r_f - r_e$.

Tiếp theo, chúng ta sẽ áp dụng các giả thiết sau lên các thông số động lực học của hệ:

Upper Arm là thanh đồng nhất có khối lượng m_1 , khối tâm đặt tại trung điểm thanh $l_1/2$.

Khâu chấp hành cuối có khối lượng m_0 . Cấu trúc động học phải thỏa mãn phương trình ràng buộc holoônôm sau:

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(\mathbf{q}) = & (x - (r + l_1 c \theta_1) \alpha_1)^2 - l_2^2 \\ & + (y - (r + l_1 c \theta_2) \alpha_2)^2 - l_2^2 + (z + l_1 s \theta_3)^2 - l_2^2 \end{aligned}$$



Hình 2. Mặt cắt theo mặt phẳng yOz

2.2. Mô hình động lực học nghịch robot Delta song song 3 bậc tự do

Để mô hình hóa sơ bộ động lực học của robot Delta, nghiên cứu sẽ áp dụng phương pháp Euler-Lagrange. Số hạng Lagrange là hiệu của tổng động năng và tổng thế năng của hệ:

$$\mathcal{L} = \mathcal{T} - \mathcal{V}$$

Phương trình Euler – Lagrange biểu diễn động lực học của hệ có tính tới ràng buộc hólômôn được biểu diễn như sau:

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{\mathbf{q}}} \right) - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{q}} = \boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{\Lambda} \frac{\partial \mathcal{F}}{\partial \mathbf{q}}$$

Với $\boldsymbol{\tau} = [\mathbf{f}_{\text{ext}} \quad \boldsymbol{\tau}_{\text{ctrl}}]^T$ là vectơ chứa giá trị ngoại lực tác dụng lên khâu chấp hành cuối và mô-men xoắn điều khiển của các Motor tác dụng lên Upper Arm.

$\boldsymbol{\Lambda} = [\lambda_1 \quad \lambda_2 \quad \lambda_3]^T$ là véc-tơ chứa giá trị các thừa số Lagrange. Số lượng giá trị thừa số Lagrange phụ thuộc vào số bậc tự do độc lập của hệ.

Tổng động năng của hệ là tổng của các động năng các khâu di chuyển trong hệ, bao gồm ba thành phần chính là động năng Upper Arm, Lower Arm và khâu chấp hành cuối.

$$\mathcal{T} = \sum_0^2 \mathcal{T}_i$$

Trong đó:

$$\mathcal{T}_0 = \frac{1}{2} m_0 \|\dot{\mathbf{s}}\|^2$$

$$\mathcal{T}_1 = \frac{1}{2} I \sum_1^3 \dot{\theta}_1^2 = \frac{1}{6} m_1 l_1^2 \sum_1^3 \dot{\theta}_1^2$$

$$\mathcal{T}_2 = \frac{1}{2} m_2 \sum_1^3 (\|\dot{\mathbf{s}}\|^2 + l_1^2 \dot{\theta}_1^2)$$

Tương tự, tổng thế năng của hệ là:

$$\mathcal{V} = \sum_0^2 \mathcal{V}_i$$

Trong đó:

$$\mathcal{V}_0 = m_0 g z$$

$$\mathcal{V}_1 = \frac{1}{2} m_1 g l_1 \sum_1^3 s \theta_1$$

$$\mathcal{V}_2 = \frac{1}{2} m_2 g \sum_1^3 (z + l_1 s \theta_1)$$

Tính toán các đạo hàm cần thiết, ta có được các giá trị như sau:

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{\mathbf{s}}_1} \right) = \left(m_0 + \frac{3}{2} m_2 \right) \ddot{\mathbf{s}}_1$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{y}} = 0$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial z} = - \left(m_0 + \frac{3}{2} m_2 \right) g$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_1} = - \left(\frac{1}{3} m_1 + \frac{1}{2} m_2 \right) l_1^2 \ddot{\theta}_1$$

Để tìm giá trị của các thừa số Lagrange, thay vì ta xét lấy đạo hàm của phương trình động lực học nghịch so với các thông số trong

không gian khớp thì phương pháp này xét so với không gian Đề-Các vì ít tham số chưa xác định hơn so với cách tiếp cận trên.

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{s}} - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial s} = \Lambda \left(\frac{\partial \mathcal{F}(q)}{\partial s} \right)^T$$

Từ đó, ta có:

$$\Lambda = \frac{1}{2} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B}$$

Trong đó:

$$\mathbf{A} = \left(\frac{\partial \mathcal{F}(q)}{\partial s} \right)^T = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$

$$a_{1i} = x + r\alpha_i - l_1 c\theta_i \alpha_i$$

$$a_{2i} = y + r\alpha_i - l_1 c\theta_i \alpha_i$$

$$a_{3i} = z - l_1 s\theta_i$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{d}{dt} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{x}} - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x} \\ \frac{d}{dt} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{y}} - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial y} \\ \frac{d}{dt} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{z}} - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial z} \end{bmatrix}$$

Lấy đạo hàm của phương trình động lực học Lagrange – Euler so với thông số trong không gian khớp, ta có được phương trình động lực học của hệ robot Delta song song 3 bậc tự do:

$$\mathbf{I}\ddot{\theta} + \mathbf{G}(q) - 2\mathbf{K}(q)\Lambda = \tau$$

Trong đó:

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \frac{m_1}{3} + m_2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_1}{3} + m_2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{m_1}{3} + m_2 \end{bmatrix}$$

$$\ddot{\theta} = [\ddot{\theta}_1 \quad \ddot{\theta}_2 \quad \ddot{\theta}_3]^T$$

$$\mathbf{G}(q) = [g_1 \quad g_2 \quad g_3]^T$$

$$\mathbf{K}(q) = \begin{bmatrix} k_{11} & 0 & 0 \\ 0 & k_{22} & 0 \\ 0 & 0 & k_{33} \end{bmatrix}$$

Giá trị các số hạng được cho như sau:

$$g_i = \left(\frac{m_1}{2} + m_2 \right) g_{l1} c\theta_i$$

$$k_{ii} = (x\alpha_i + y\alpha_i + r)s\theta_i - zc\theta_i$$

3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

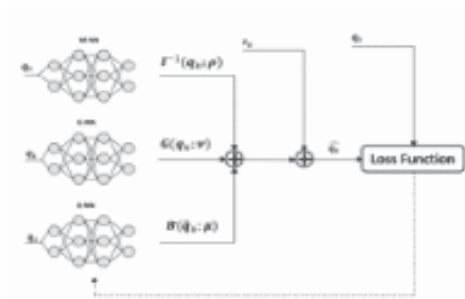
Việc xác thực các giá trị ước lượng có thể được thực hiện bằng tuần tự các phương pháp sau: (1) Thực hiện thí nghiệm bổ sung với một quỹ đạo xác thực khác, so sánh mô-men xoắn đo được với mô-men xoắn ước tính từ mô hình sử dụng dữ liệu vị trí thu thập được. (2) Tiến hành quá trình nhận dạng bằng mô hình năng lượng, sau đó lặp lại với mô hình động lực học và so sánh các giá trị thu được để đánh giá độ chính xác. (3) Xác thực trực tiếp trên quỹ đạo nhận dạng, thông qua tính toán và phân tích véc-tơ sai số để đánh giá mức độ phù hợp giữa mô hình và dữ liệu thực nghiệm.

Từ phương trình, ta rút ra được phương trình động lực học nghịch của hệ như sau:

$$\ddot{\theta} = \mathbf{I}^{-1}(\tau - \mathbf{G}(q) + 2\mathbf{K}(q)\Lambda)$$

Tập Dataset $\mathcal{D} = [q_k, \dot{q}_k, \ddot{q}_k, \tau_k] \quad k \in \{0, \dots, n\}$ bao gồm dữ liệu về tọa độ, vận tốc, gia tốc suy rộng và mô-men xoắn sinh ra bởi Motor của hệ tại các thời điểm t_k .

Giá trị của các ma trận $I(q; \rho)$, $G(q; v)$, $B(\ddot{q}; \mu)$ được tính toán từ 3 mạng Nơ-ron thành phần, lần lượt là, I_NN , G_NN và B_NN . ρ , v , μ lần lượt biểu thị cho thông số của các mạng thành phần.



Hình 3. Sơ đồ mạng

Các ràng buộc về vật lý cần phải được đảm bảo khi các mạng Nơ-ron này học từ các dữ liệu. Chi tiết hơn, ma trận khối lượng thu được phải đảm bảo là ma trận xác định dương với mọi giá trị phải luôn dương. Vì tính chất này, ma trận I có thể áp dụng phân rã Cholesky để biến I tạo thành từ ma trận bậc thang dưới xác định dương L_D ánh xạ $R^{6 \times 1} \rightarrow R^{3 \times 3}$:

$$I = L_D L_D^T$$

Để đảm bảo cho ma trận L_D xác định dương, ta cho mạng Nơ-ron học bằng cách áp dụng hàm kích hoạt như Softplus hay ReLU, nhờ tính chất đảm bảo luôn dương của chúng, ở lớp cuối. Ngoài ra, với mỗi giá trị thu được qua mạng Nơ-ron này, sẽ cộng thêm số hạng ϵ để đảm bảo hơn nữa ma trận dự đoán được luôn dương với ϵ là một giá trị hằng số rất nhỏ trong khoảng $(1e^{-5} \div 1e^{-9})$ để đảm bảo điều kiện luôn dương và không ảnh hưởng lớn đến kết quả đầu ra.

Mạng Nơ-ron G_NN và B_NN sử dụng cấu trúc mạng Nơ-ron kết nối đầy đủ (Fully Connected Neural Network) với đầu ra $\hat{G}$, $\hat{B}$

ánh xạ $R^{6 \times 1} \rightarrow R^{3 \times 1}$, hàm kích hoạt là tanh và khởi tạo bằng phương pháp Xavier.

Hàm Loss được tính dựa trên sự chênh lệch của các giá trị gia tốc góc tính toán và giá trị tương ứng thực tế tại từng thời điểm t_k .

$$Loss = \frac{1}{n} \sum_{k \in \mathcal{D}} (\|\hat{\ddot{q}}_k - \ddot{q}_k\|_2^2)$$

Từ đó, thông số của các mạng Nơ-ron thành phần được cập nhật qua biểu diễn sau:

$$\rho^*, v^*, \mu^* = \operatorname{argmax}_{\rho, v, \mu} \frac{1}{n} \sum_{k \in \mathcal{D}} (\|\hat{\ddot{q}}_k - \ddot{q}_k\|_2^2)$$

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

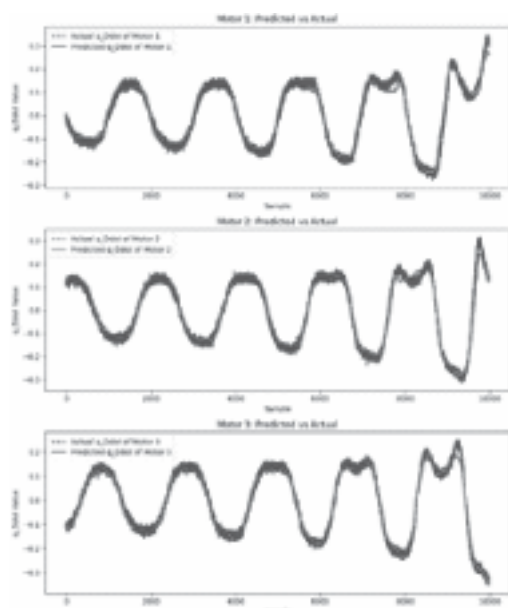
Số liệu huấn luyện cho các mạng Nơ-ron thành phần trong Dataset được thu thập dựa trên việc điều khiển robot Delta tám quỹ đạo như trên Hình, với các thông số được lấy mẫu ở tần số 100Hz.

Mô hình được xây dựng dựa trên nền tảng mã nguồn mở PyTorch với các thông số mạng như sau và sử dụng K-Fold Cross Validation để huấn luyện cho mạng:

Bảng 1

Tên mạng	I_NN	G_NN	B_NN
Số lớp	128x5	64x3	64x3
Hàm kích hoạt	tanh() softplus()	tanh()	tanh()
Số mẫu	49997		
Tập train	39995		
Tập Validation	9995		
Optimizer	Adam ($lr = 1e^{-4}$, $weight_decay = 1e^{-5}$)		





Hình 4. Đáp ứng trên tập Validation

Hình 4 biểu thị đáp ứng của mạng Nơ-ron, sau khi hoàn thành huấn luyện, trên tập Validation bao gồm các dữ liệu mà mạng chưa được tiếp xúc. Kết quả cho thấy các đường dự đoán (màu đỏ) bám sát rất tốt với giá trị thực nghiệm (màu xanh) ở cả ba động cơ, cho thấy mô hình có khả năng tái hiện chính xác động lực học của hệ thống. Dự đoán của mô hình duy trì sự tương đồng với dữ liệu thực nghiệm trên toàn bộ khoảng mẫu, kể cả tại các điểm có sự thay đổi đột ngột về mô-men xoắn hay có sự tác động của nhiễu với tần số và mật độ dày đặc.

Không có sự sai lệch hệ thống đáng kể giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán, cho thấy sai số của mô hình là nhỏ và có tính ngẫu nhiên hơn là sai số có hệ thống. Nhìn chung, kết quả xác thực này cho thấy mô hình được đề xuất có hiệu suất cao trong việc mô phỏng động lực học của hệ thống, làm cơ sở vững chắc cho các ứng dụng điều khiển và tối ưu hóa robot. ❖

Ngày nhận bài: **21/3/2025**

Ngày phản biện: **11/4/2025**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Bhaskar Dasgupta, “A general strategy based on the Newton–Euler approach for the dynamic formulation of parallel manipulators”.
- [2]. Wisama Khalil, “General Solution for the Dynamic Modeling of Parallel Robots”.
- [3]. Alain Codourey, “Dynamic Modelling of Parallel Robots for Computed-Torque Control Implementation”.
- [4]. Zhenqi Zhu, “Kinematic and dynamic modelling for real-time control of Tau parallel robot”.
- [5]. Shi Baek Park, “Dynamics Modeling of a Delta-type Parallel Robot”.
- [6]. Fabio Falezza, “A novel inverse dynamic model for 3-DoF delta robots”.
- [7]. Fabio Falezza, “Gray-Box Model Identification and Payload Estimation for Delta Robots”.