

THIẾT KẾ BỘ ĐIỀU KHIỂN PID-NEURON THÍCH NGHI CHO ROBOT SONG SONG DẪN ĐỘNG BẰNG CÁP

DESIGN ADAPTIVE PID-NEURAL CONTROLLER FOR CABLE-DRIVEN PARALLEL ROBOTS

NGUYỄN ĐÌNH KHIÊM, PHẠM ĐÌNH BÁ*

Viện Cơ khí, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

*Email liên hệ: bapd.vck@vimaru.edu.vn

DOI: <https://doi.org/10.65154/jmst.1012>

Tóm tắt

Robot song song dẫn động bằng cáp (Cable-Driven Parallel Robot - CDPR) là kiến trúc cơ cấu chấp hành song song thay các khâu cứng bằng dây cáp chịu kéo, cho phép đạt tỉ số tải trọng/khối lượng lớn và vùng làm việc rộng. Tuy nhiên, ràng buộc lực căng dương cùng với bất định mô hình (khối lượng tải thay đổi, ma sát nhớt, sai lệch tham số hình học) làm bài toán điều khiển bám quỹ đạo trở nên thách thức, đặc biệt đối với CDPR dư dẫn động. Bài báo đề xuất bộ điều khiển PID neuron thích nghi (Adaptive Neuro-PID) cho CDPR 4 dây, 3 bậc tự do tịnh tiến, trong đó mạng neuron với 3 lớp ẩn ánh xạ trực tiếp bộ biến trạng thái sai lệch $\mathbf{e}, \int \mathbf{e} dt, \dot{\mathbf{e}}$ sang các hệ số PID ($\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_i, \mathbf{K}_d$) theo cơ chế ràng buộc biên. Đồng thời, một vòng thích nghi khối lượng (mass adaptation) dựa trên bộ vector hồi quy được tích hợp vào nhánh bù lực dự đoán để giảm nhạy với tải thay đổi. Để đối sánh, bài báo xây dựng năm bộ điều khiển tham chiếu: Neuro-PID đóng băng NN-PID (đã huấn luyện ngoại tuyến), PID-ZN2 dựa trên thí nghiệm rơ-le, và PID tối ưu bằng GA/PSO/DE với hàm mục tiêu đa kích bản tải (multi-mass) có xét đến năng lượng điều khiển phản hồi $\mathbf{u}_{fb}$ và sai số khả thi lực (force residual) do giới hạn lực căng. Phân phối lực căng được giải bằng bài toán bình phương tối thiểu có ràng buộc hộp nhằm đảm bảo không trùng dây. Kích bản mô phỏng bám quỹ đạo tam giác trong mặt phẳng nghiêng với các trường hợp tải danh định và biến thiên cho phép đánh giá toàn diện độ chính xác bám, độ mượt lực căng và mức độ vi phạm ràng buộc.

Từ khóa: CDPR, PID neuron thích nghi, ràng buộc lực căng, phân phối lực căng.

Abstract

Cable-driven parallel robots (CDPRs) replace rigid links by tensile cables, enabling large

workspaces and high payload-to-mass ratios. Nevertheless, the strictly-positive tension constraint, together with modeling uncertainties (time-varying payload mass, viscous damping, and geometric errors), makes trajectory tracking challenging, especially for redundantly-actuated CDPRs. This paper presents an adaptive Neuro-PID controller for a 4-cable, 3-DOF translational CDPR. A deep neural network with three hidden layers maps the error-state vector $\mathbf{e}, \int \mathbf{e} dt, \dot{\mathbf{e}}$ to bounded PID gains ($\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_i, \mathbf{K}_d$). In addition, a mass-adaptation loop based on a vector regressor is embedded into the feedforward branch to enhance robustness against payload variations. Five benchmark controllers are implemented for comparison: a frozen Neuro-PID NN-PID (trained offline), a Ziegler-Nichols second-method PID (relay test), and three PIDs tuned by GA/PSO/DE using a multi-scenario objective including tracking error, squared feedback effort $\mathbf{u}_{fb}$, and feasibility residual caused by tension bounds. Cable tensions are allocated by a bound-constrained least-squares solver to prevent slack. A 3D triangular trajectory and load cases (nominal and varying) are used to evaluate tracking accuracy, tension smoothness, and constraint activity.

Keywords: Cable-driven parallel robot, adaptive Neuro-PID, positive tension constraint, tension distribution.

1. Mở đầu

Trong hai thập kỷ gần đây, CDPR đã trở thành một hướng nghiên cứu - ứng dụng nổi bật của cơ cấu song song, đặc biệt trong các bài toán yêu cầu vùng làm việc lớn, khả năng tăng tốc cao và cấu trúc nhẹ. Khác với robot song song truyền thống sử dụng khâu cứng, CDPR truyền lực thông qua các cáp chỉ làm việc ở chế độ kéo. Đặc tính “chỉ kéo” khiến CDPR có thể đạt tỉ

lệ tải trọng/khối lượng và độ an toàn cao, nhưng cũng tạo ra lớp ràng buộc vật lý quan trọng: Mọi cấp phải duy trì lực căng dương trong toàn bộ quá trình chuyển động để tránh trùng cáp, mất điều khiển hoặc rung lắc không mong muốn. Các nghiên cứu gần đây nhấn mạnh rằng ràng buộc lực căng dương cùng với bất định mô hình là hai nguyên nhân chính làm cho điều khiển CDPR khác biệt đáng kể so với robot khâu cứng [1], [2].

Về phương diện điều khiển, CDPR thường được mô hình hóa thông qua hai tầng: tầng động lực học Descartes của thiết bị đầu cuối (EE) và tầng phân phối lực căng (tension distribution) chuyển đổi lực mong muốn F_d sang lực căng cáp T_i ($i = 1 \div 4$) thỏa điều kiện $T_{min} \leq T_i \leq T_{max}$. Khi CDPR dư dẫn động (số cấp lớn hơn số bậc tự do), bài toán phân phối lực căng trở thành bài toán tối ưu với vô số nghiệm. Nhiều nghiên cứu đề xuất các kỹ thuật phân phối lực căng tối ưu hoặc “an toàn” như quy hoạch tuyến tính, quy hoạch bậc hai và các dạng chuẩn hóa nhằm tránh bão hòa hoặc tăng biên an toàn [3].

Song song với đó, các bộ điều khiển bám quỹ đạo phổ biến cho CDPR gồm PID cải tiến, điều khiển phi tuyến bền vững, điều khiển trượt và điều khiển thích nghi. Trong nhóm PID, các công trình về điều khiển PID bền vững cho CDPR ràng buộc lực căng dương chứng minh rằng PID có thể đạt chất lượng bám tốt nếu được thiết kế cẩn thận và có cơ chế hiệu chỉnh theo ràng buộc [4]. Tuy nhiên, với tải biến thiên lớn hoặc thông tin tải không đầy đủ, các chiến lược thích nghi, ước lượng tải trở nên cần thiết [5]. Ngoài ra, với tải thay đổi hoặc nhiễu không mô hình, một hướng tiếp cận hấp dẫn là kết hợp năng lực xấp xỉ phi tuyến của mạng nơ-ron với cấu trúc PID để tự điều chỉnh hệ số theo trạng thái sai lệch [6], [7].

Từ những nghiên cứu trên, nhóm tác giả đề xuất một kiến trúc PID nơ-ron thích nghi (Adaptive Neuro-PID) cho CDPR bốn dây, ba bậc tự do tịnh tiến như ở Hình 1, với các giả thiết: Dây không giãn, không có khối lượng, bỏ qua trùng dây (thực thi qua T_{min}), bỏ qua đàn hồi cáp, và có xét đến ràng buộc lực căng dương. Bộ điều khiển sử dụng mạng nơ-ron ba lớp ẩn để sinh các hệ số PID bị chặn trong miền khảo sát, cập nhật trọng số trực tuyến không thực hiện theo luật lan truyền ngược đầy đủ qua động lực học robot mà sử dụng xấp xỉ độ nhảy một bước. Một vòng thích nghi khối lượng (m_{hat}) có cơ chế chiếu biên và lọc được gắn vào nhánh bù tiên đoán nhằm giảm lệ thuộc vào thông tin tải. Để đánh giá khách quan, năm bộ điều khiển đối sánh được xây dựng: Neuro-PID đóng băng (không cập nhật online), PID tối ưu tham số bằng

GA/PSO/DE với hàm mục tiêu đa kích bản tải, và PID-ZN2 dựa trên thí nghiệm ro-le.

Nội dung tiếp theo của bài báo sẽ được trình bày theo bố cục sau: Mục 2 sẽ trình bày về mô hình CDPR với bốn dây; Mục 3 là thiết kế bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi và so sánh với các bộ điều khiển PID khác; Mục 4 là kết quả mô phỏng và mục cuối cùng là kết luận.

2. Mô hình CDPR bốn dây cáp

2.1. Mô hình động học

Mô hình động học của CDPR bốn dây cáp có dạng như Hình 1. Trong đó, l , w , h lần lượt là chiều dài, chiều rộng và chiều cao của khung CDPR. Các điểm neo A_1, A_2, A_3, A_4 và B_1, B_2, B_3, B_4 ở mặt trên và mặt đáy của CDPR. Góc tọa độ O_0 là tâm của mặt đáy của khung CDPR. l_1, l_2, l_3, l_4 lần lượt là khoảng cách từ các điểm neo A_1, A_2, A_3, A_4 đến vị trí của EE. Tọa độ của $E(x; y; z)$. Không gian làm việc của EE:

$$-\frac{l}{2} \leq x \leq \frac{l}{2}; -\frac{w}{2} \leq y \leq \frac{w}{2}; 0 \leq z \leq h. \quad (1)$$

Đây cũng chính là giới hạn về không gian làm việc của EE. Trong hệ trục tọa độ quán tính $O_0X_0Y_0Z_0$, các điểm neo A_1, A_2, A_3, A_4 được xác định như sau:

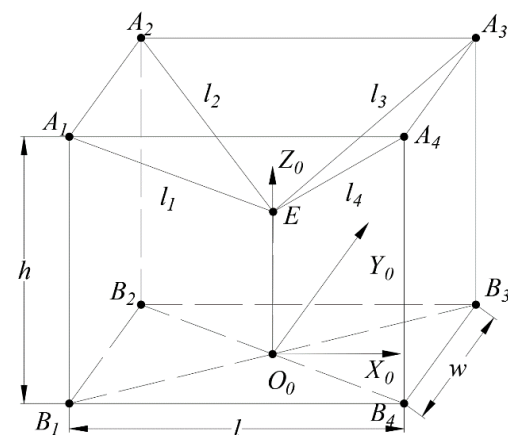
$$\begin{aligned} A_1 &\left(-\frac{l}{2}; -\frac{w}{2}; h\right); A_2 \left(-\frac{l}{2}; \frac{w}{2}; h\right); \\ A_3 &\left(\frac{l}{2}; \frac{w}{2}; h\right); A_4 \left(\frac{l}{2}; -\frac{w}{2}; h\right). \end{aligned} \quad (2)$$

Vector từ EE có tọa độ p đến các điểm neo A_i ($i = 1 \div 4$), chiều dài dây l_i và vector đơn vị u_i dạng rút gọn lần lượt như sau:

$$r_i = A_i - p, \quad l_i = \|r_i\|, \quad u_i = \frac{r_i}{l_i}. \quad (3)$$

Ghép các vector đơn vị u_i thành ma trận:

$$U(p) = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ u_4] \in \mathbb{R}^{3 \times 4}. \quad (4)$$



Hình 1. Cấu hình CDPR 4 dây

2.2. Phân phối lực căng dây có ràng buộc

Véc tơ lực căng dây $\mathbf{T} = [T_1, T_2, T_3, T_4]^T$ là tổng hợp tác dụng lên EE. Khi đó:

$$\mathbf{F}_c = \mathbf{U}(p)\mathbf{T}. \quad (5)$$

Do cáp chỉ kéo, nên để dây không bị trùng cần có ràng buộc: $T_i \geq T_{min} \geq 0 \forall i$.

Với bốn cáp, ba bậc tự do, hệ dư dẫn động nên tồn tại vô số nghiệm $\mathbf{T}$ cho cùng lực Descartes $\mathbf{F}_d$ (nếu khả thi). Quan tâm tới bài toán lồi:

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{U}\mathbf{T} - \mathbf{F}_d\|_2^2 + \frac{1}{2} \rho \|\mathbf{T}\|_2^2 \text{ s.t. } T_{min} \leq T_i \leq T_{max} \quad (6)$$

Trong đó, hạng tử $\rho \|\mathbf{T}\|_2^2$ giúp chọn nghiệm “mềm” và ổn định số; $\|\mathbf{U}\mathbf{T} - \mathbf{F}_d\|_2^2$ giúp bám lực mong muốn; ràng buộc T_{min} đảm bảo không trùng dây; T_{max} , phản ánh giới hạn cơ cấu chấp hành. Bài toán (6) là quy hoạch bậc hai (QP) với ràng buộc hộp. Do số cáp $n = 4$ nhỏ, bài toán được giải theo hướng hiệu quả: Liệt kê tập hoạt (active-set) của mỗi biến (tự do, kẹt tại T_{min} và kẹt tại T_{max}) với tổng cộng $3^4 = 81$ tổ hợp, từ đó giải bài toán bình phương tối thiểu giảm bậc và chọn nghiệm có chi phí nhỏ nhất.

2.3. Mô hình động lực học

Mô hình động lực học được xây dựng dựa trên giả thiết các dây không đàn hồi và khối lượng nhỏ có thể bỏ qua; EE như là chất điểm. Sau đó, mô hình động lực học của CDPR được phát triển:

$$m(t)p \ddot{=} \mathbf{F}_c - b\dot{p} - m(t)g\mathbf{e}_z, \quad (7)$$

Trong đó, b là hệ số cản nhớt, g là gia tốc trọng trường, $\mathbf{e}_z = [0, 0, 1]^T$. Đối với khối lượng $m(t)$ của EE, khi mô phỏng ta xét hai trường hợp: Khi tải là hằng số và khi tải thay đổi để kiểm tra tính thích nghi của các bộ điều khiển.

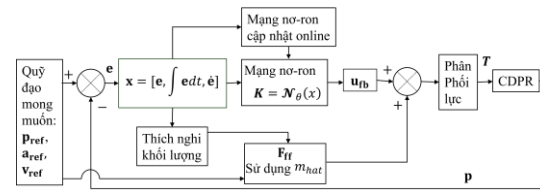
3. Thiết kế bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi. So sánh với các bộ điều khiển PID cổ định đã được tối ưu

3.1. Bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi (ANN-PID)

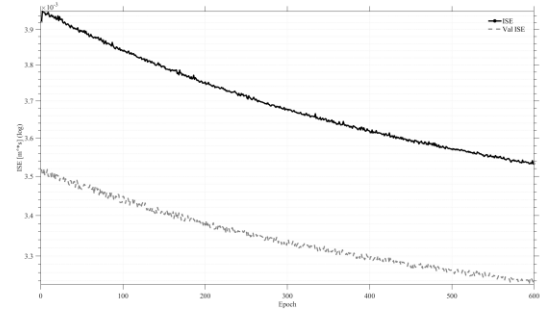
Bộ điều khiển PID cổ điển $\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_i, \mathbf{K}_d$ cố định nên khó có thể tối ưu đồng thời cho mọi vùng làm việc và khi tải thay đổi. PID nơ-ron sử dụng mạng nơ-ron để tạo ra các hệ số $\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_i, \mathbf{K}_d$:

$$[\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_i, \mathbf{K}_d]^T = \mathcal{N}_\theta([\mathbf{e}, \int \mathbf{e} dt, \dot{\mathbf{e}}]^T). \quad (8)$$

Điều này giúp tham số PID biến thiên theo trạng thái, phù hợp với phi tuyến hình học và ràng buộc lực của CDPR. Sơ đồ khối bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi như Hình 2.



Hình 2. Sơ đồ khối bộ điều khiển ANN-PID



Hình 3. Quá trình huấn luyện offline

Trong Hình 2 từ quỹ đạo mong muốn ta sẽ xác định được vị trí, vận tốc và gia tốc mong muốn lần lượt là $\mathbf{p}_{ref}$, $\mathbf{v}_{ref}$ và $\mathbf{a}_{ref}$. Khi mô phỏng, vị trí mong muốn được so sánh với vị trí hiện tại làm xuất hiện sai số $\mathbf{e}$. Từ $\mathbf{e}$, ta sẽ tính $\int \mathbf{e} dt$ và $\dot{\mathbf{e}}$. Sau đó, một mạng nơ-ron được đề xuất với cấu trúc gồm: lớp vào input với 3 đầu vào là $\mathbf{e}, \int \mathbf{e} dt, \dot{\mathbf{e}}$; lớp ẩn với 3 lớp, và lớp ra output với 3 đầu ra là $\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_i, \mathbf{K}_d$. Ba lớp ẩn có kích thước là $32 \times 20 \times 12$, sử dụng hàm kích hoạt là $\tanh(\cdot)$ cho mỗi trục (x, y, z) . Lớp ra output dùng hàm $\text{sigmoid}(\cdot)$ để ràng buộc tham số:

$$s = \sigma(y), \quad \mathbf{K} = \mathbf{K}_{min} + (\mathbf{K}_{max} - \mathbf{K}_{min}) \odot s. \quad (9)$$

Do đó luôn thỏa mãn $\mathbf{K}_{min} \leq \mathbf{K} \leq \mathbf{K}_{max}$. Tiếp đó, thành phần u_{fb} ở mỗi trục được tính theo công thức:

$$u_{fb} = K_p e + K_i \int e dt + K_d \dot{e}. \quad (10)$$

Mặt khác, vòng thích nghi khối lượng tính đạo hàm khối lượng thô $\dot{m}_{hat,raw}$ theo công thức:

$$\dot{m}_{hat,raw} = \begin{cases} 0, & \|s\| < \delta_m, \\ \frac{\eta_m \phi^T s}{\varepsilon_m + \phi^T \phi}, & \|s\| \geq \delta_m \end{cases} \quad (11)$$

Trong đó, $\eta_m = 60$ là tốc độ thích nghi; $\delta_m = 2 \cdot 10^{-4}$ (là giá trị giới hạn cập nhật); $\varepsilon_m = 10^{-6}$; biến trượt $s = \dot{\mathbf{e}} + \Lambda \mathbf{e}$; ma trận khuếch đại sai số $\Lambda = [\lambda_{xy}, \lambda_{xy}, \lambda_z]$; vector hồi quy $\phi = \mathbf{a}_{ref} + g\mathbf{e}_z$. Đạo hàm khối lượng thô được chặn biên, được tích phân rồi chiếu về miền vật lý ta được $m_{hat,raw}$. Sau đó lại qua lọc bậc nhất, giới hạn tốc độ và chiếu thêm một lần nữa, cuối cùng ta được $\dot{m}_{hat}$. Thành phần bù trước sử dụng m_{hat} được tính bởi công thức:

$$\mathbf{F}_{ff} = m_{hat} \mathbf{a}_{ref} + b \mathbf{v}_{ref} + m_{hat} g \mathbf{e}_z. \quad (12)$$

Mạng nơ-ron được huấn luyện với nhiều kịch bản tải bao gồm: Tải danh định, tải nặng cố định, thay đổi bậc thang, thay đổi dạng *ramp* kết hợp dao động *sin*, và tải dạng đoạn hằng ngẫu nhiên nhưng lặp lại. Mục tiêu là làm cho mạng học được luật thay đổi hệ số **K** phù hợp với nhiều mức tải và nhiều đoạn chuyển động. Trong luật cập nhật trọng số của mạng nơ-ron, chương trình không tính tường minh một hàm mất mát J_1 tại mỗi bước, mà xây dựng trực tiếp một gradient xấp xỉ đối với **K**. Cụ thể, dựa trên mô hình rời rạc một bước:

$$\mathbf{p}(k+1) \approx \mathbf{p}(k) + \mathbf{v}(k)dt + \frac{\mathbf{F}_d}{m_{eff}} dt^2, \quad (13)$$

Do đó:

$$\frac{\partial \mathbf{p}(k+1)}{\partial \mathbf{K}} \approx \frac{dt^2}{m_{eff}} \frac{\partial \mathbf{F}_d}{\partial \mathbf{K}} \quad (14)$$

Mà $\mathbf{u}_{fb} = \mathbf{K}^T \mathbf{x}$; $\mathbf{F}_d = \mathbf{u}_{fb} + \mathbf{F}_{ff}$ và $\mathbf{F}_{ff}$ không phụ thuộc trực tiếp vào **K**. Mặt khác:

$$\mathbf{e}(k+1) = \mathbf{p}_{ref}(k+1) - \mathbf{p}(k+1), \quad (15)$$

Ta coi $\mathbf{p}_{ref}(k+1)$ không phụ thuộc vào **K** thì:

$$\frac{\partial \mathbf{e}(k+1)}{\partial \mathbf{K}} = \frac{\partial \mathbf{p}(k+1)}{\partial \mathbf{K}} \approx -\frac{dt^2}{m_{eff}} \mathbf{x} \quad (16)$$

$$\text{Ta cho: } J_{1k} \approx \frac{1}{2} \mathbf{e}(k+1)^2$$

Suy ra:

$$\frac{\partial J_{1k}}{\partial \mathbf{K}} = \frac{\partial J_{1k}}{\partial \mathbf{e}(k+1)} \frac{\partial \mathbf{e}(k+1)}{\partial \mathbf{K}} = \mathbf{e}(k+1) \left(-\frac{dt^2}{m_{eff}} \mathbf{x} \right) \approx -\frac{dt^2}{m_{eff}} \mathbf{e} \mathbf{x}, \quad (17)$$

$$\text{Với: } m_{eff} = \max(m_{hat}, 10^{-3}); \mathbf{x} =$$

$$[\mathbf{e}, \int \mathbf{e} dt, \mathbf{e}]^T, \text{ và } \mathbf{e}(k+1) \approx \mathbf{e}(k).$$

Sau khi tính theo công thức (17), luật lan truyền ngược từ đầu ra về đầu vào được thực hiện theo chuỗi sau:

$$\frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{K}} \rightarrow \frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{y}} \rightarrow \frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{W}_4} \rightarrow \frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{W}_3} \rightarrow \frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{W}_2} \rightarrow \frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{W}_1},$$

Trong đó, **y**, **W₄**, **W₃**, **W₂**, **W₁** lần lượt là ma trận đầu ra trước *sigmoid*(.), ma trận trọng số từ lớp ẩn 3 sang lớp ẩn 4, từ lớp ẩn 2 sang lớp ẩn 3, từ lớp ẩn 1 sang lớp ẩn 2, và từ đầu vào sang lớp ẩn 1. Mỗi kịch bản tải đều được huấn luyện tối đa 600 vòng lặp một cách ngẫu nhiên, có cơ chế dừng huấn luyện sớm nếu giá trị RMSE không cải thiện đủ 0,02mm trong 40 vòng lặp. Sai số trung bình theo tiêu chuẩn tích phân bình phương sai số (ISE) trong quá trình huấn luyện 6 kịch bản tải như Hình 3. Ngoài ra, trong chương trình mô phỏng còn có thêm tập kịch bản tải đánh giá riêng

(không phải tập dữ liệu dùng để đánh giá) bao gồm: Tải có dạng sin chồng sin, lệch pha; tải tăng dần, giữ mức cao rồi giảm và tải từng đoạn hằng khác tập huấn luyện. Và đường Val ISE như ở Hình 3 là chỉ tiêu ISE tính trung bình cộng trên tập 3 kịch bản tải đánh giá riêng này. Dữ liệu của quá trình huấn luyện chính là $\mathbf{e}, \int \mathbf{e} dt, \mathbf{e}$ sinh ra trong quá trình mô phỏng *offline*. Tổng thời gian mô phỏng *offline* là 8,1 giây, với bước chia là 0.01 giây nên số mẫu khoảng 811 mẫu/epoch. Tổng số mẫu theo mỗi trục *x, y, z* khoảng 811 x 6 x 600 = 2,919,600 (mẫu) vì bỏ qua mẫu có sai số rất nhỏ.

3.2. Tối ưu các tham số của các bộ điều khiển PID cố định

a. Tối ưu theo Ziegler-Nichol thứ 2 (ZN2)

Phương pháp ZN2 cổ điển xác định tham số PID dựa trên hệ số khuếch đại tới hạn K_u , chu kỳ dao động T_u khi hệ ở biên giới ổn định. Trong chương trình mô phỏng không tăng K_p đến khi hệ dao động ổn định mà sử dụng thí nghiệm *ro-le* (relay test) với tín hiệu điều khiển dạng hai mức $\pm d$ và quan sát dao động đầu ra, từ đó suy ra K_u, T_u . Tham số PID ZN2 được tính theo công thức kinh điển:

$$K_p = 0.6 K_u, K_i = 1.2 K_u/T_u, K_d = 0.075 K_u \cdot T_u. \quad (18)$$

b. Tối ưu bằng các thuật toán bầy đàn (PSO), giải thuật di truyền (GA) và tiến hóa vi phân (DE)

GA, PSO và DE đều là thuật toán không cần đạo hàm và phù hợp tối ưu tham số PID trong môi trường mô phỏng có ràng buộc lực căng. GA dựa trên cơ chế chọn lọc - lai ghép - đột biến theo cảm hứng tiến hóa [7], [8]. PSO là một phương pháp tối ưu hóa dựa trên một quần thể và sau đó tìm nghiệm tối ưu bằng cách cập nhật các thế hệ [7], [9]. Thuật toán DE có nhiều ưu điểm nổi trội, cho phép giải các bài toán có hàm mục phi tuyến với việc tìm kiếm trên toàn miền khảo sát, giá trị các biến được phát ngẫu nhiên, thỏa mãn nhiều điều kiện ràng buộc [10]. Với CDPR, chi phí đánh giá **J** cao vì mỗi lần đánh giá cần mô phỏng nhiều kịch bản tải nên kích thước quần thể và số thế hệ được chọn vừa đủ. Trong khi mô phỏng, kích thước quần thể, số thế hệ lần lượt là 30, 40 và sử dụng cùng một hàm tối ưu có dạng:

$$\mathbf{J} = \frac{1}{6} \sum_{s=1}^6 \int_0^T \left(\|\mathbf{e}_s(t)\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{u}_{fb,s}(t)\|_2^2 + \beta \|\mathbf{F}_{d,s}(t) - \mathbf{F}_{c,s}(t)\|_2^2 \right) dt, \quad (19)$$

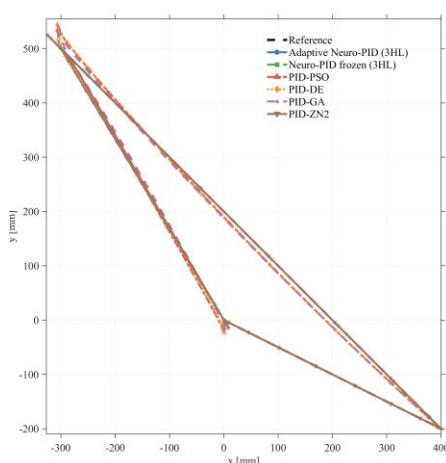
Trong đó, $\mathbf{e}(t) = \mathbf{p}_{ref}(t) - \mathbf{p}(t)$ là sai số bám quỹ đạo; $\mathbf{u}_{fb}$ là phản hồi PID; $\mathbf{F}_d$ là lực điều khiển mong muốn; $\mathbf{F}_c$ là lực khả thi sau khi giải bài toán

phân phối lực căng thỏa mãn $0 \leq T_{min} \leq T_i \leq T_{max}$; s là chỉ số kích bản tải.

4. Kết quả mô phỏng và đánh giá

Cấu hình CDPD trong mô phỏng giống với Hình 1. Chiều dài chiều rộng, chiều cao lần lượt là $l=1,82\text{m}$, $w=1,56\text{m}$, $h=1,55\text{m}$. EE ban đầu có tọa độ là $E=(0; 0; 0,8)$. Các tham số động lực học: Khối lượng danh định $m_{nom}=3,0\text{ kg}$, hệ số ma sát nhớt $b=8\text{ Ns/m}$, gia tốc trọng trường $g=9,81\text{m/s}^2$. Ràng buộc lực căng: $T_{min}=5\text{ N}$, $T_{max}=1200\text{ N}$, hệ số trong bài toán phân phối lực $\rho=10^{-4}$. Bộ lọc đạo hàm của PID có hằng số thời gian $\tau_{ud}=0,01$, tốc độ học offline là $0,01$, tốc độ học online là $0,006$, $\alpha=2 \cdot 10^{-4}$, $\beta=5 \cdot 10^{-3}$. Lực điều khiển F_d trong hệ tọa độ Descartes được giới hạn: $|F_x| \leq 500\text{ N}$, $|F_y| \leq 500\text{ N}$, $|F_z| \leq 700\text{ N}$. Mô phỏng thực hiện trên môi trường của Simulink/Matlab với bước cố định bằng 10ms và phương pháp Runge-Kutta (ode4). Mô phỏng này chạy trên máy tính Intel Core i5-8400 CPU 2.80GHz .

Mô phỏng thực hiện khảo sát EE di chuyển bám hình tròn trên mặt phẳng ngang bán kính $0,5\text{m}$ và bám quỹ đạo hình tam giác trên mặt phẳng thẳng đứng và mặt phẳng nghiêng. Trong ba kịch bản này, kết quả mô phỏng cho thấy quỹ đạo trên mặt phẳng nghiêng cho sai số lớn nhất. Ở Bảng 1 trình bày sai số giữa các bộ điều khiển với quỹ đạo tam giác nằm trong mặt phẳng nghiêng đi qua lần lượt các điểm $E(0;0;0,8)$, $P_2(0,40;-0,20;1,10)$, $P_3(-0,30;0,50;0,40)$ và quay lại $E(0;0;0,8)$ (Hình 4).



Hình 4. Kết quả bám quỹ đạo tam giác

RMSE (Root Mean Square Error) và E_{max} lần lượt là sai số căn phương trung bình và sai số cực đại giữa các bộ điều khiển đối với quỹ đạo mong muốn. Từ Bảng 1, ta thấy khi tải danh định thì RMSE và E_{max} giữa các bộ điều khiển chưa đến $1,5\text{mm}$. Nhưng

khi tải thay đổi thì ta thấy RMSE và E_{max} của bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi là nhỏ hơn rất nhiều so với các bộ điều khiển khác. Ngoài ra, thời gian đáp ứng trung bình ($T_{r,avg}$) và chỉ tiêu độ quá điều chỉnh trung bình (OS_{avg}) của các bộ điều khiển cũng gần nhau khi tải danh định. Nhưng khi tải thay đổi thì bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi có độ quá điều chỉnh nhỏ nhất như ở Bảng 2.

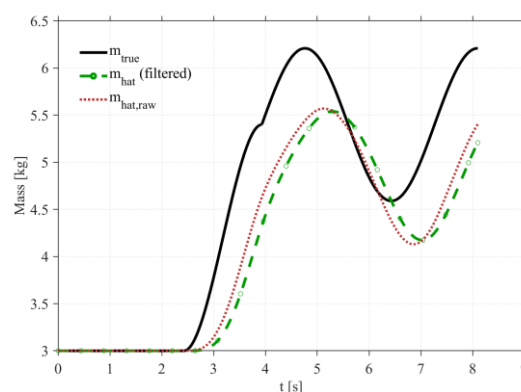
Bảng 1. So sánh sai số giữa các bộ điều khiển.

STT	Bộ điều khiển	Khi tải danh định		Khi tải thay đổi	
		định		đổi	
		Đơn vị (mm)			
		RMSE	E_{max}	RMSE	E_{max}
1	ANN-PID	5.918	25.54	14.133	29.87
2	NN-PID	5.847	25.53	24.233	52.28
3	PID-PSO	6.281	26.62	22.436	56.70
4	PID-DE	6.343	26.69	22.751	57.79
5	PID-GA	6.294	26.62	22.955	58.40
6	PID-ZN2	6.381	25.55	88.359	177.2

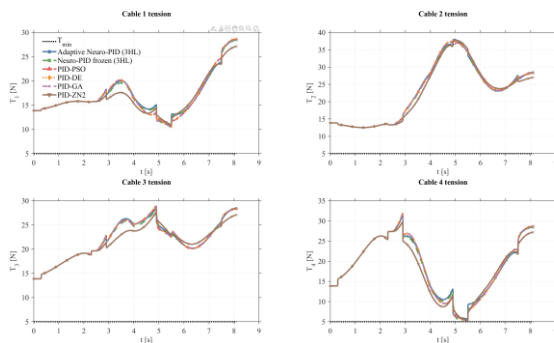
Bảng 2. So sánh chất lượng giữa các bộ điều khiển.

STT	Bộ điều khiển	Khi tải danh định		Khi tải thay đổi	
		định		đổi	
		$T_{r,avg}$	OS_{avg}	$T_{r,avg}$	OS_{avg}
		(s)	(%)	(s)	(%)
1	ANN-PID	1.217	0.043	1.253	0.622
2	NN-PID	1.218	0	1.215	2.683
3	PID-PSO	1.218	0.001	1.218	3.143
4	PID-DE	1.218	0.001	1.215	3.224
5	PID-GA	1.218	0.001	1.209	3.228
6	PID-ZN2	1.218	0	1.197	8.988

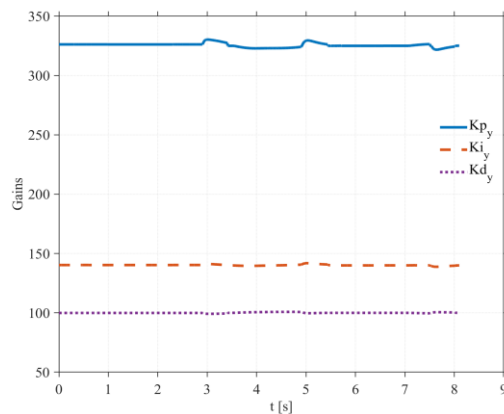
Hình 5 mô tả quy luật thay đổi của tải (nét liền) và kết quả dự báo sự thay đổi của tải (nét đứt).



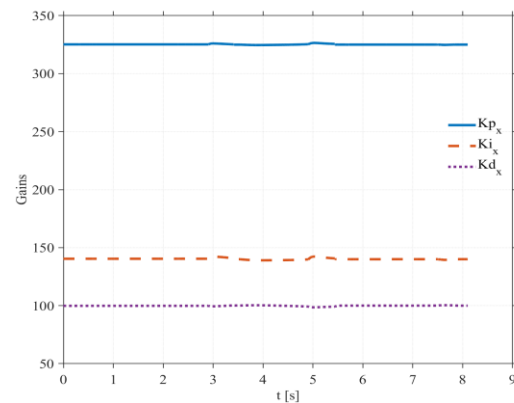
Hình 5. Quy luật thay đổi của tải



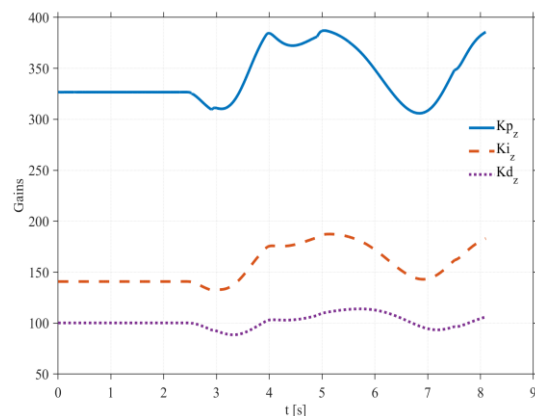
Hình 6. Đồ thị lực căng dây cáp



Hình 8. Đồ thị sự thay đổi các hệ số K_p, K_i, K_d theo trục x khi tải thay đổi



Hình 7. Đồ thị sự thay đổi các hệ số K_p, K_i, K_d theo trục x khi tải thay đổi



Hình 9. Đồ thị sự thay đổi các hệ số K_p, K_i, K_d theo trục z khi tải thay đổi

Hình 6 thể hiện sự biến thiên của lực căng của 4 dây cáp ($T_1 - T_4$) của các bộ điều khiển theo thời gian trong quá trình điều khiển EE di chuyển theo quỹ đạo tam giác khi tải thay đổi. Kết quả cho thấy các dây đều duy trì lực căng dương, nghĩa là không có dây nào bị trùng, đảm bảo hệ thống luôn trong trạng thái điều khiển ổn định.

Các Hình 7, Hình 8, Hình 9 thể hiện sự thay đổi các hệ số K_p, K_i, K_d của bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi khi tải thay đổi ở mỗi trục.

Vì biến thiên tải đi vào động lực học chủ yếu qua thành phần mg trên trục z , gây sai số chủ yếu trên trục z , còn trục x, y không có trọng lực nên sai số nhỏ. Do đó $K_{p,x}, K_{i,x}, K_{d,x}$ và $K_{p,y}, K_{i,y}, K_{d,y}$ gần như không thay đổi quanh giá trị huấn luyện *offline* như Hình 7 và Hình 8, chỉ có thay đổi nhỏ ở các thời điểm chuyển cạnh quỹ đạo.

Ở Hình 9, khi tải thay đổi thì $K_{p,z}$ thay đổi mạnh nhất, rồi đến $K_{i,z}$ và $K_{d,z}$. Điều này là do giá trị ước lượng m_{hat} chưa theo kịp sự thay đổi của tải thực tế

m_{true} (Hình 5) nên sai số trục z e_z tăng, thành phần tỉ lệ phản ứng nhanh với sai lệch hiện thời nên $K_{p,z}$ thay đổi mạnh hơn để khắc phục hiện tượng này. Thành phần tích phân giúp triệt tiêu sai lệch tĩnh nên $K_{i,z}$ cũng thay đổi để bù sai lệch chậm. Vì tải thay đổi chậm nên tốc độ thay đổi sai số trục z e_z cũng nhỏ, do đó thành phần vi phân cũng thay đổi nhưng $K_{d,z}$ thay đổi nhỏ hơn so với $K_{p,z}$ và $K_{i,z}$.

Khi mô phỏng với trường hợp tải thay đổi nhanh, hỗn loạn (ngoài các kịch bản đã huấn luyện) thì bộ điều khiển PID nơ-ron thích nghi vẫn ổn định, nhưng giá trị RMSE là 16,34mm cao hơn khoảng 2mm và E_{max} là 57,98 mm cao gấp đôi so với các bộ điều khiển PID-PSO, PID-DE và PID-GA, nhưng nhỏ hơn nhiều so với các bộ điều khiển NN-PID và PID-ZN2.

Đồ thị ở Hình 10 cho thấy sự hội tụ nhanh chóng của các thuật toán GA, PSO và DE. Thuật toán PSO cho thấy sự hội tụ sớm hơn nhưng giá trị cuối cùng của hàm chi phí đánh giá của các thuật toán này gần như nhau.

5. Kết luận

Bài báo trình bày một cấu trúc điều khiển Adaptive Neuro-PID cho CDPR 4 dây, 3 bậc tự do (three DOF) với ràng buộc lực căng dương. Cấu trúc kết hợp: Bù tiên đoán dựa trên gia tốc tham chiếu, Neuro-PID sinh hệ số PID bị chặn, cập nhật online chuẩn hóa và thích nghi khối lượng cho nhánh feedforward. Khung so sánh với năm bộ điều khiển tham chiếu (Frozen Neuro-PID, PID-PSO, PID-DE, PID-GA và PID-ZN2) cho thấy ưu điểm vượt trội của bộ điều khiển PID mờ thích nghi với tải biến thiên và giúp giảm nhay với bất định mô hình.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong đề tài mã số: **DT25-26.42**.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] S. Qian, B. Zi, W.-W. Shang, and Q.-S. Xu (2018), *A Review on Cable-driven Parallel Robots*, Chinese Journal of Mechanical Engineering, Vol.31, No. 1, Art. No. 66.
Doi: 10.1186/s10033-018-0267-9.
- [2] X. Jin, S. Qian, B. Zi, W.-W. Shang, and Q. Xu (2024), *Review on Control Strategies for Cable-Driven Parallel Robots with Model Uncertainties*, Chinese Journal of Mechanical Engineering, Vol.37, Art. No. 6.
Doi: 10.1186/s10033-023-00898-3.
- [3] C. Gosselin and D. Grenier (2011), *On the determination of the force distribution in overconstrained cable-driven parallel mechanisms*, Meccanica, Vol.46, No. 1, pp.3-15.
Doi: 10.1007/s11012-010-9337-7.
- [4] M. A. Khosravi and H. D. Taghirad (2014), *Robust PID control of fully-constrained cable driven parallel robots*, Mechatronics, Vol.24, No. 2, pp.87-97.
- [5] E. Picard, C. Baradat, O. Company, and F. Pierrot (2021), *Control Strategies for a Cable-Driven Parallel Robot with Varying Payload Information*, Mechatronics, Vol.79, Art. No. 102648.
- [6] Phạm Đình Bá, Phan Văn Dương (2025). *Thiết kế bộ điều khiển PID thích nghi cho robot dây song song dựa trên mạng mờ-rõn*. Tạp chí Khoa học Công nghệ Hàng hải, Số 82, tr.119-124.
- [7] Huỳnh Đức Chấn, Đào Hồng Phong, Nguyễn Ngọc Tuấn (2017), *Nghiên cứu lựa chọn giải pháp chỉnh định tối ưu thông số PID từ thuật toán PSO dùng cho các hệ thống công nghiệp*, Tạp chí Khoa học Lạc Hồng, tr.1-5.
- [8] Nguyễn Thị Lanh (2024), *Thuật toán di truyền - Bài khảo sát*, Journal of educational equipment: Applied research, Volume 2, Issue 305.
- [9] Phạm Đình Bá, Nguyễn Đình Khiêm, Mai Tuấn Hùng (2022), *Sử dụng thuật toán tối ưu hóa bầy đàn pso để tối ưu hóa các thông số của bộ điều khiển PID sử dụng cho robot dây song song*, Tạp chí Khoa học Công nghệ Hàng hải, Số 66, tr.36-40.
- [10] Nguyễn Viết Tân (2021), *Ứng dụng thuật toán tiến hóa vi phân trong thiết kế tối ưu đảm bảo chính xác trực*, Tạp chí Khoa học Công nghệ Hàng hải, Số đặc biệt (10/2021), tr.288-292.

Ngày nhận bài:	13/02/2026
Ngày nhận bản sửa:	25/03/2026
Ngày duyệt đăng:	04/04/2026