

ROBUST ADAPTIVE TRAJECTORY TRACKING CONTROL FOR ROBOT MANIPULATORS BASED ON ITERATIVE LEARNING CONTROL AND RBF NEURAL NETWORKS

Nguyen Duc Dien

University of Economics-Technology for Industries

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Received: 30/5/2025	Trajectory tracking control plays a crucial role in the performance of robot manipulators, especially in complex, nonlinear, and uncertain environments. This paper presents a robust trajectory tracking control method for robot manipulators based on an iterative learning control and radial basis function networks. The proposed approach combines a proportional-derivative-type iterative learning control law with an online radial basis function network for disturbance estimation and a switching term to enhance robustness during the early learning stage. The radial basis function network adaptively approximates unknown dynamics and external disturbances without requiring prior information, while the switching term ensures initial stability before the network converges. A Lyapunov-based analysis in the iteration domain is used to rigorously prove the convergence of both the trajectory tracking error and the estimation error. Numerical simulations on the robot manipulator were conducted to evaluate the effectiveness of the proposed method in comparison with the adaptive sliding mode controller. The results indicate that the proposed controller not only provides superior trajectory tracking performance - particularly during rapid transitions and sudden parameter variations - but also generates significantly smoother control torques.
Revised: 20/8/2025	
Published: 20/8/2025	
KEYWORDS	
Robot manipulators	
Robust adaptive trajectory tracking control	
Iterative learning control	
Radial basis function	
Neural networks	

ĐIỀU KHIỂN BÁM THÍCH NGHIỆ BỀN VỮNG CHO TAY MÁY ROBOT TRÊN CƠ SỞ ĐIỀU KHIỂN HỌC LẬP VÀ MẠNG NƠ RON RBF

Nguyễn Đức Điển

Trường Đại học Kinh tế Kỹ thuật Công nghiệp

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
Ngày nhận bài: 30/5/2025	Điều khiển bám quỹ đạo đóng vai trò quan trọng trong hiệu suất của tay máy robot, đặc biệt trong các môi trường phức tạp, phi tuyến và có bất định. Bài báo này trình bày một phương pháp điều khiển bám quỹ đạo thích nghi bền vững cho tay máy robot dựa trên điều khiển học lập và mạng nơ ron hàm cơ sở xuyên tâm. Phương pháp đề xuất kết hợp một luật điều khiển học lập kiểu ti lệ - vi phân với mạng nơ ron hàm cơ sở xuyên tâm học trực tuyến để ước lượng nhiễu và một thành phần chuyển mạch nhằm nâng cao tính bền vững trong giai đoạn học ban đầu. Mạng nơ ron hàm cơ sở xuyên tâm thích nghi gần đúng thành phần không chắc chắn và nhiễu bên ngoài mà không cần thông tin trước, trong khi thành phần chuyển mạch đảm bảo ổn định ban đầu trước khi mạng hội tụ. Phân tích dựa trên lý thuyết ổn định Lyapunov trong không gian lập được sử dụng để chứng minh chặt chẽ sự hội tụ của cả sai số bám quỹ đạo và sai số ước lượng. Mô phỏng số trên tay máy robot đã được thực hiện để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất so với bộ điều khiển trượt thích nghi. Kết quả cho thấy bộ điều khiển đề xuất không chỉ đạt được chất lượng bám quỹ đạo tốt hơn, đặc biệt trong các pha biến thiên nhanh và khi có sự thay đổi đột ngột về tham số, mà còn tạo ra mô men điều khiển trơn hơn đáng kể.
Ngày hoàn thiện: 20/8/2025	
Ngày đăng: 20/8/2025	
TỪ KHÓA	
Tay máy robot	
Điều khiển bám thích nghi bền vững	
Điều khiển học lập	
Mạng RBF	
Mạng nơron	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.12923>

* Corresponding author. Email: nguyendien.uneti@gmail.com

1. Giới thiệu

Trong hơn một thập kỷ qua, điều khiển tay máy robot với độ chính xác cao dưới tác động của nhiễu và bất định đã trở thành một chủ đề quan trọng trong lĩnh vực điều khiển tiên tiến. Các phương pháp điều khiển học lặp (Iterative Learning Control - ILC) đã được nghiên cứu rộng rãi để cải thiện hiệu suất bám quỹ đạo trong các hệ thống lặp lại [1]–[3]. Đặc biệt, các bộ điều khiển học lặp dạng PD (Proportional-Derivative) đã cho thấy sự đơn giản trong cấu trúc và hiệu quả trong thực tế [4].

Tuy nhiên, trong nhiều ứng dụng thực tế như tay máy có ma sát phi tuyến, nhiễu tải trọng và trễ thời gian, các bộ điều khiển học lặp tuyến tính thuần túy thường gặp khó khăn trong việc đảm bảo tính ổn định và khả năng bù nhiễu [5], [6]. Do đó, các hướng tiếp cận kết hợp học lặp với các bộ ước lượng nhiễu đã được đề xuất, ví dụ như quan sát nhiễu [7], bộ điều khiển thích nghi [8], hoặc điều khiển mạng nơ ron [9]. Trong đó, mạng nơ ron truyền thẳng, đặc biệt là mạng nơ ron RBF (Radial Basis Function), đã được ứng dụng hiệu quả để xấp xỉ các thành phần phi tuyến không biết trước trong hệ động lực học tay máy robot [10]–[12]. Mạng RBF có ưu điểm là cấu trúc đơn giản, khả năng xấp xỉ toàn cục, và dễ dàng tích hợp với các bộ điều khiển phản hồi [13]. Các công trình gần đây cũng đã tích hợp mạng nơ ron RBF với điều khiển học lặp để cải thiện hiệu suất điều khiển trong môi trường có nhiễu nhiễu và bất định [14], [15]. Mặt khác, để đảm bảo tính bền vững trong giai đoạn đầu khi mạng chưa hội tụ, một số nghiên cứu đã đề xuất bổ sung thành phần phi tuyến kiểu hàm dấu hoặc mặt trượt để đảm bảo ổn định Lyapunov cục bộ [16], [17]. Tuy nhiên, hầu hết các nghiên cứu hiện tại hoặc chỉ xét đến học lặp tuyến tính không có ước lượng nhiễu [18], hoặc chỉ tập trung vào học mạng nơ ron RBF không khai thác đặc trưng lặp của bài toán [19]. Ngoài ra, một số hướng tiếp cận kết hợp học lặp với mạng nơ ron lại chưa chứng minh được hội tụ đồng thời trên không gian thời gian và không gian lặp [20].

Động lực của bài báo này là phát triển một thuật toán điều khiển bám thích nghi bền vững cho tay máy robot trong môi trường bất định, thông qua việc tích hợp ba thành phần điều khiển: (i) một luật điều khiển học lặp dạng PD được cập nhật theo chuỗi lặp để cải thiện hiệu suất bám quỹ đạo, (ii) một mạng nơ ron RBF học online nhằm ước lượng thành phần nhiễu và động lực chưa biết, và (iii) một thành phần hàm dấu tuyến tính nhằm đảm bảo tính ổn định cho hệ thống trong giai đoạn đầu của quá trình học lặp. Điểm đóng góp nổi bật của phương pháp đề xuất là việc loại bỏ yêu cầu ràng buộc chặt chẽ đối với các tham số hiệu chỉnh của luật ILC. Cụ thể, trong các phương pháp ILC truyền thống, để đảm bảo hội tụ của quá trình học, các tham số điều khiển thường phải thỏa mãn một điều kiện hội tụ nhất định. Tuy nhiên, nhờ việc bổ sung thành phần đảm bảo bền vững ban đầu (hàm dấu), phương pháp đề xuất vẫn đảm bảo ổn định hệ thống ngay cả khi các tham số ILC chưa đạt điều kiện hội tụ lý tưởng. Điều này làm tăng tính linh hoạt và khả năng áp dụng thực tế cho hệ điều khiển.

Phần còn lại của bài báo được tổ chức như sau: phần 2 trình bày nội dung thiết kế bộ điều khiển bám thích nghi bền vững dựa trên cấu trúc tích hợp ILC và mạng nơ ron RBF, trong đó mạng nơ ron RBF được sử dụng để ước lượng tổng hợp nhiễu và động lực không chắc chắn. Phần 3 trình bày các kết quả mô phỏng và thảo luận hiệu quả của phương pháp đề xuất so với các phương pháp truyền thống. Phần 4 trình bày nội dung kết luận và định hướng nghiên cứu mở rộng trong tương lai.

2. Phương pháp thiết kế

2.1. Mô hình động lực học tay máy robot

Xem xét phương trình động lực học của tay máy robot n bậc tự do với n có dạng như sau:

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau} + \mathbf{f}_d(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, t), \quad (1)$$

Trong đó $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$, $\dot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$, và $\ddot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ lần lượt là vị trí, vận tốc, và gia tốc góc của các biến khớp, ma trận quán tính $\mathbf{M}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ là đối xứng, $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ là ma trận Coriolis và ly tâm, $\mathbf{G}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ là vector lực trọng trường, $\boldsymbol{\tau} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ là vector mô men điều khiển, $\mathbf{f}_d(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, t) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ là nhiễu tổng thể được xác định bởi

$$\mathbf{f}_d(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, t) = [\Delta \mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \Delta \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \Delta \mathbf{G}(\mathbf{q})] - \boldsymbol{\tau}_d, \quad (2)$$

Với $\boldsymbol{\tau}_d \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ là nhiễu ngoài; $\Delta \mathbf{M}(\mathbf{q})$, $\Delta \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$, $\Delta \mathbf{G}(\mathbf{q})$ là các thành phần không chắc chắn của $\mathbf{M}(\mathbf{q})$, $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$, $\mathbf{G}(\mathbf{q})$; tức là sự không chắc chắn trong mô hình và nhiễu bên ngoài được gộp lại thành nhiễu tổng thể.

Tính chất 1: $\mathbf{M}(\mathbf{q})$, $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$, $\mathbf{G}(\mathbf{q})$, và $\boldsymbol{\tau}_d$ là bị chặn, tức là $\|\mathbf{M}(\mathbf{q})\| \leq M_m$, $\|\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\| \leq C_m$, $\|\mathbf{G}(\mathbf{q})\| \leq G_m$, với M_m , C_m , G_m , τ_m là các hằng số dương.

Tính chất 2: $\dot{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) - 2\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ là ma trận đối xứng lệch, tức là $\mathbf{x}^T (\dot{\mathbf{M}}(\mathbf{q}) - 2\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})) \mathbf{x} = 0$, $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$.

Giả thiết 1: Hàm nhiễu $\mathbf{f}_d(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, t)$ bị chặn bởi một hàm không xác định nhưng liên tục theo thời gian và trạng thái.

2.2. Thiết kế bộ điều khiển

2.2.1. Bộ điều khiển học lặp

Định nghĩa sai số bám trong lần lặp thứ j là $\mathbf{e}^j(t) = \mathbf{q}_d(t) - \mathbf{q}^j(t)$, sai số bám giữa hai lần lặp là $\delta \mathbf{e}^j(t) = \mathbf{e}^{j+1}(t) - \mathbf{e}^j(t)$. Luật điều khiển tại lần lặp thứ j được đề xuất là

$$\boldsymbol{\tau}^j(t) = \boldsymbol{\tau}^{j-1}(t) + \mathbf{K}_p^j \mathbf{e}^{j-1}(t) + \mathbf{K}_d^j \dot{\mathbf{e}}^{j-1}(t) + \hat{\mathbf{d}}^{j-1}(t) + E \operatorname{sgn}(\delta \mathbf{y}^{j-1}(t)), j = 0, 1, \dots, N \quad (3)$$

Trong đó $\|\mathbf{f}_d^{j+1}(t) - \mathbf{f}_d^j(t)\| = \|\delta \mathbf{f}_d^j(t)\| \leq E$, $\hat{\mathbf{d}}^{j-1}(t)$ là nhiễu ước lượng bằng mạng nơ ron RBF, $\delta \mathbf{y}^j = \mathbf{y}^{j+1} - \mathbf{y}^j = \dot{\mathbf{e}}^{j+1} + \Lambda \mathbf{e}^{j+1} - (\dot{\mathbf{e}}^j + \Lambda \mathbf{e}^j) = \delta \dot{\mathbf{e}}^j + \Lambda \delta \mathbf{e}^j$, với $\Lambda > 0$.

Các quy tắc chuyển đổi độ lợi trong điều khiển là

$$\mathbf{K}_p^j = \beta(j) \mathbf{K}_p^0, \mathbf{K}_d^j = \beta(j) \mathbf{K}_d^0, \beta(j+1) > \beta(j) \quad (4)$$

Trong đó $\mathbf{K}_p^0$, $\mathbf{K}_d^0$ là các ma trận độ lợi điều khiển PD ban đầu, chúng là các ma trận đường chéo xác định dương. Các ma trận $\mathbf{K}_p^j$ và $\mathbf{K}_d^j$ được gọi là độ lợi điều khiển tỉ lệ và đạo hàm ban đầu, trong khi các ma trận $\mathbf{K}_p^j$ và $\mathbf{K}_d^j$ là độ lợi điều khiển của lần lặp thứ j . $\beta(j)$ là hệ số chuyển đổi độ lợi trong đó $\beta(j) > 1$.

Trong luật điều khiển (4), thành phần $E \operatorname{sgn}(\delta \mathbf{y}^{j-1}(t))$ được thêm vào nhằm đảm bảo tính bền vững và khả năng bám quỹ đạo tối thiểu trong giai đoạn đầu, khi độ lợi điều khiển còn nhỏ và mạng nơ ron RBF chưa hội tụ hoàn chỉnh. Hàm dấu $\operatorname{sgn}(\bullet)$ tại đây đóng vai trò tương tự như trong điều khiển trượt, tạo ra phản ứng nhanh chóng lại sai số bám quỹ đạo giữa các vòng lặp, từ đó giúp hệ thống không bị lệch xa quỹ đạo tham chiếu. Điều này đặc biệt quan trọng trong những vòng lặp ban đầu khi tín hiệu điều khiển chưa đủ mạnh hoặc mạng nơ ron RBF chưa bù nhiễu chính xác. Mạng nơ ron RBF online giúp hệ thống tự động ước lượng và bù nhiễu, từ đó giảm sai số quỹ đạo và làm trơn tín hiệu điều khiển. Quy tắc tăng $\beta(j)$ giúp tăng cường độ lợi dần dần qua các vòng lặp, tạo ra quá trình học lặp ổn định và hiệu quả.

2.2.2. Bộ ước lượng nhiễu sử dụng mạng RBF

$$\text{Nhiều tổng được xấp xỉ bởi mạng nơ ron RBF: } \mathbf{f}_d^j(t) = \mathbf{W}^{*jT} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}(t)) + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (5)$$

Trong đó $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}(t))$ là hàm tác động được chọn là $\varphi_m = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_m\|^2 / b_m^2)$, $l = 1, 2, 3, \dots, n$, $m = 1, 2, \dots, N$, N là số nơ ron lớp ẩn, $\mathbf{c}_m$ là tâm của hàm tác động, b_m là độ phân tán của hàm tác động, $\mathbf{W}^{*j} = [W_1^j, W_2^j, \dots, W_N^j]^T$ là vector trọng số, $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{q}^j(t), \dot{\mathbf{q}}^j(t)]^T$ là các đầu vào, $\boldsymbol{\varepsilon}$ là sai số xấp xỉ.

Nhiều ước lượng bởi mạng nơ ron RBF học online với mô hình:

$$\hat{\mathbf{f}}_d^j(t) = \hat{\mathbf{W}}^{jT} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}(t)), \quad (6)$$

Trong đó $\hat{\mathbf{f}}_d^j(t)$ là giá trị xấp xỉ trực tuyến của nhiều $\hat{\mathbf{f}}_d$ tại vòng lặp thứ j , $\hat{\mathbf{W}}^j = [\hat{W}_1^j, \hat{W}_2^j, \dots, \hat{W}_N^j]^T$ là vector trọng số xấp xỉ. Trọng số $\hat{\mathbf{W}}^j$ được cập nhật trực tuyến theo biểu thức sau:

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}^j = -\Gamma \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}(t)) \delta \mathbf{y}^{j-1}(t), \quad (7)$$

Trong đó $\Gamma > 0$ là ma trận tốc độ học, được chọn là ma trận đường chéo dương để đảm bảo tính hội tụ, $\delta \mathbf{y}^{j-1}(t)$ thể hiện độ thay đổi lỗi giữa hai vòng lặp gần nhất.

Định nghĩa sai số xấp xỉ là $\tilde{\mathbf{W}}^j = \mathbf{W}^{*j} - \hat{\mathbf{W}}^j$. Từ (6) và (7), ta có:

$$\tilde{\mathbf{f}}_d^j(\mathbf{x}) = \tilde{\mathbf{W}}^{jT} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (8)$$

2.2.3. Phân tích tính ổn định và hội tụ

Chọn hàm Lyapunov: $V^j = \frac{1}{2} \delta \mathbf{y}^{jT} \mathbf{M} \delta \mathbf{y}^j + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^{jT} \Gamma^{-1} \tilde{\mathbf{W}}^j)$. (9)

Đạo hàm V^j theo thời gian: $\dot{V}^j = \mathbf{s}^{jT} \mathbf{M} \dot{\mathbf{s}}^j + \frac{1}{2} \mathbf{s}^{jT} \dot{\mathbf{M}} \mathbf{s}^j + \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^{jT} \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}^j)$. (10)

Sử dụng tính chất 2, phương trình động lực học, và luật điều khiển (3), ta thu được kết quả sau:

$$\dot{V}^j \leq \delta \mathbf{y}^{jT} (-\mathbf{K}_p^j \mathbf{e}^j - \mathbf{K}_d^j \dot{\mathbf{e}}^j + \tilde{\mathbf{d}}^j - E \text{sgn}(\delta \mathbf{y}^{j-1})) + \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^{jT} \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}^j). \quad (11)$$

Từ luật cập nhật trọng số (6), ta có: $\text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^{jT} \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}^j) = -\delta \mathbf{y}^{jT} \tilde{\mathbf{W}}^{jT} \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$ (12)

Kết hợp (11) và (12) ta thu được:

$$\dot{V}^j \leq -\delta \mathbf{y}^{jT} (\mathbf{K}_p^j \mathbf{e}^j + \mathbf{K}_d^j \dot{\mathbf{e}}^j + \tilde{\mathbf{d}}^j - E \text{sgn}(\delta \mathbf{y}^{j-1})) + \delta \mathbf{y}^{jT} \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{x}) \quad (13)$$

Bởi $\beta(j)$ tăng theo số lần lặp j , nên các ma trận độ lợi tăng dần và có thể chọn sao cho $\mathbf{K}_p^j$, $\mathbf{K}_d^j > 0$ và các hạng tử $\mathbf{K}_p^j \mathbf{e}^j$, $\mathbf{K}_d^j \dot{\mathbf{e}}^j$ lấn át nhiều $\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{x})$. Với lựa chọn E đủ lớn, tồn tại các hằng số dương α , β sao cho: $\dot{V}^j \leq -\alpha \|\delta \mathbf{y}^j\|^2 + \beta \|\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{x})\|$ (14)

Do $\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{x})$ nhỏ tùy thuộc vào độ chính xác xấp xỉ mạng nơ ron RBF, ta có $\delta \mathbf{y}^j \in L_\infty$. Nếu $\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{x}) \rightarrow 0$ thì $\delta \mathbf{y}^j \rightarrow 0$, $\mathbf{e}^j \rightarrow 0$. Do đó, luật điều khiển đề xuất đảm bảo ổn định và hội tụ qua các lần lặp.

3. Kết quả mô phỏng và bàn luận

Để kiểm chứng hiệu quả của phương pháp đề xuất, một tay máy robot hai bậc tự do được sử dụng làm đối tượng mô phỏng. Các tham số động học và động lực học được chọn tương tự như trong [21], [22].

$$\mathbf{M}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} i_1 + i_2 + 2m_2 r_2 l_1 \cos q_2 & i_2 + m_2 r_2 l_1 \cos q_2 \\ i_2 + m_2 r_2 l_1 \cos q_2 & i_2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

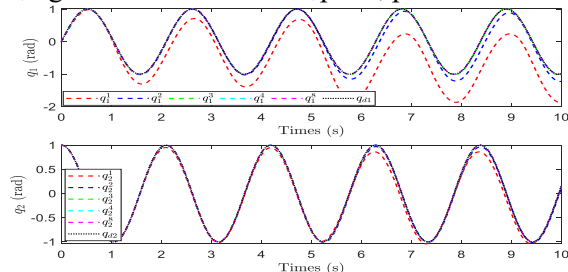
$$\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \begin{bmatrix} -m_2 r_2 l_1 \dot{q}_2 \sin q_2 & -m_2 r_2 l_1 (\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \sin q_2 \\ m_2 r_2 l_1 \dot{q}_1 \sin q_2 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{G}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} (m_1 r_1 + m_2 l_1) g \cos q_1 + m_2 r_2 g \cos(q_1 + q_2) \\ m_2 r_2 g \cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix} \quad (17)$$

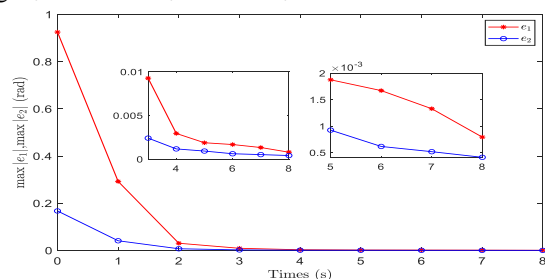
Trong đó $m_1 = 10$, $m_2 = 5$, $l_1 = 1$, $l_2 = 0.5$, $r_1 = 0.5$, $r_2 = 0.5$, $i_1 = 0.83 + m_1 r_1^2 + m_2 l_1^2$, $i_2 = 0.3 + m_2 r_2^2$. Tham số bộ điều khiển được chọn như sau: $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}[1, 1]$, $\mathbf{K}_p^0 = \mathbf{K}_d^0 = \text{diag}[210, 210]$, $\beta(j) = 2j$, $\mathbf{K}_p^j = 2j\mathbf{K}_p^0$, $\mathbf{K}_d^j = 2j\mathbf{K}_d^0$, $j = 1, 2, \dots, 5$. $\mathbf{x} = [\dot{q}_1, \dot{q}_2, q_1, q_2]^T = [3, 0, 0, 1]^T$. Nhiễu tổng được sử dụng dạng $\mathbf{d}(t) = a[0.3 \sin(3\pi t), 0.1(1 - e^{-t})]^T$, với a là số ngẫu nhiên lấy từ phân phối đều trên đoạn $(0, 100)$, tức là $a \sim 10U(0, 1)$. Để đánh giá hiệu

quả của bộ điều khiển đề xuất trong điều kiện làm việc thực tế, quỹ đạo mong muốn được lựa chọn dưới dạng hàm điều hòa dao động nhanh với tần số góc $\omega = 3$ rad/s, tức là $q_d = [\sin 3t, \cos 3t]^T$. Quỹ đạo này có tốc độ biến thiên và gia tốc lớn, tạo ra thách thức đáng kể cho bộ điều khiển trong việc bám sát quỹ đạo với sai số nhỏ. Việc hệ thống vẫn duy trì sai số nhỏ trong suốt quá trình bám quỹ đạo nhanh cho thấy bộ điều khiển có khả năng phản ứng tốt và đảm bảo độ chính xác cao. Đây là cơ sở vững chắc để so sánh với các bộ điều khiển khác trong cùng điều kiện vận hành. Thực hiện mô phỏng trên Matlab với thời gian 10s, trong đó tại thời điểm 5s thực hiện thay đổi khối lượng gấp đôi ban đầu.

Hình 1 minh họa kết quả bám quỹ đạo tham chiếu với 8 lần lặp. Số lần lặp này được lựa chọn vì sai số đã hội tụ nhanh và ổn định, nhờ vào việc thuật toán có tích hợp thành phần đảm bảo tính bền vững ngay từ đầu, giúp cải thiện hiệu suất bám chỉ sau vài lần lặp đầu tiên. Trong hai lần lặp đầu tiên, thuật toán cho thấy hiệu suất bám còn hạn chế, đặc biệt tại các thời điểm có sự thay đổi khối lượng. Tuy nhiên, từ lần lặp thứ ba, hiệu suất bám được cải thiện rõ rệt. Hình 2 thể hiện quá trình hội tụ của giá trị tuyệt đối của sai số bám lớn nhất qua các lần lặp, với mức giảm nhanh rõ rệt từ lần lặp thứ ba. Đến lần lặp thứ tám, sai số bám lớn nhất không vượt quá $5 \cdot 10^{-4}$ rad. Có thể nhận thấy rằng sai số tiếp tục giảm dần theo các lần lặp sau, phản ánh khả năng học và cải thiện của thuật toán đề xuất.



Hình 1. Kết quả bám quỹ đạo tham chiếu của bộ điều khiển đề xuất



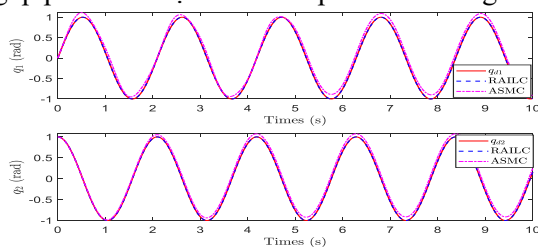
Hình 2. Quá trình hội tụ của giá trị tuyệt đối của sai số bám lớn nhất qua các lần lặp

Nhằm đánh giá hiệu quả bám quỹ đạo và khả năng thích nghi bền vững của bộ điều khiển học lặp được đề xuất (RAILC – Robust Adaptive Iterative Learning Control), bài báo tiến hành so sánh với bộ điều khiển trượt thích nghi (ASMC) [23], [24] – một phương pháp điều khiển thích nghi bền vững phổ biến đã được ứng dụng rộng rãi trong điều khiển tay máy robot. Tuy nhiên, ASMC vẫn bộc lộ một số điểm hạn chế, đặc biệt khi xử lý các quỹ đạo có tốc độ thay đổi cao hoặc trong các tình huống hệ thống gặp biến động đột ngột.

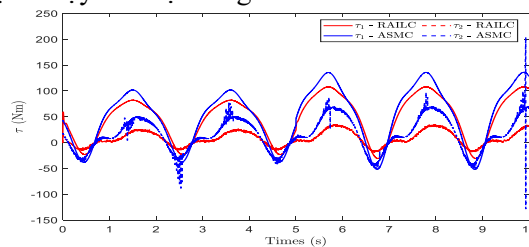
Hình 3 minh họa kết quả so sánh khả năng bám quỹ đạo của các bộ điều khiển, trong đó kết quả của RAILC được thu được sau 8 lần lặp. Kết quả cho thấy RAILC duy trì khả năng bám quỹ đạo chính xác, bất chấp tác động của nhiễu xuất hiện từ đầu quá trình và quỹ đạo tham chiếu có đặc tính dao động nhanh. Đặc biệt, tại thời điểm $t = 5$ s, khi khối lượng hệ tăng gấp đôi, hệ vẫn duy trì được độ lệch rất nhỏ giữa q và q_d , phản ánh tính bền vững của bộ điều khiển và hiệu quả học lặp qua từng lần lặp. Ngược lại, mặc dù ASMC vẫn đảm bảo khả năng bám quỹ đạo, sai số của nó lớn hơn đáng kể so với RAILC, đặc biệt tại các điểm có tốc độ biến thiên cao của quỹ đạo. Nguyên nhân là do ASMC không tận dụng được tính lặp lại của tác vụ, dẫn đến hiệu suất không được cải thiện theo thời gian khi có nhiễu và thay đổi mô hình. So sánh này làm nổi bật lợi thế của RAILC trong việc nâng cao chất lượng bám quỹ đạo và tăng cường khả năng chống nhiễu, tham số bất định thông qua học lặp theo chu kỳ.

Hình 4 mô tả mô men điều khiển tạo ra bởi các bộ điều khiển RAILC và ASMC cho hai khớp. Có thể thấy rằng bộ điều khiển RAILC tạo ra mô men điều khiển mượt và ổn định hơn rõ rệt so với ASMC, đặc biệt tại các điểm có tốc độ biến thiên cao của quỹ đạo và tại thời điểm 5s khi khối lượng hệ tăng gấp đôi. Ngược lại, mô men điều khiển từ ASMC xuất hiện nhiều dao động nhọn, đặc biệt ở khớp thứ hai. Kết quả này phản ánh tính ưu việt của phương pháp học lặp, khi

không chỉ đảm bảo chất lượng bám quỹ đạo mà còn duy trì được độ mượt của tín hiệu điều khiển, góp phần bảo vệ cơ cấu chấp hành và nâng cao độ tin cậy của hệ thống.



Hình 3. So sánh bám quỹ đạo tham chiếu của các bộ điều khiển



Hình 4. So sánh bám quỹ đạo tham chiếu của các bộ điều khiển

4. Kết luận

Bài báo này giới thiệu một phương pháp điều khiển bám thích nghi bền vững cho tay máy robot, dựa trên sự tích hợp giữa luật điều khiển học lặp kiểu PD, mạng nơ ron RBF cập nhật trực tuyến và một thành phần ổn định hóa. Trong đó, luật điều khiển học lặp PD được thiết kế để cập nhật theo từng vòng lặp, nhằm cải thiện hiệu suất bám quỹ đạo qua các chu kỳ. Mạng nơ ron RBF học online được sử dụng để ước lượng các nhiễu không xác định và phản động học chưa biết, từ đó nâng cao độ chính xác và khả năng thích nghi của hệ điều khiển. Bên cạnh đó, một cơ chế ổn định hóa được đưa vào nhằm đảm bảo hệ thống duy trì tính ổn định trong các giai đoạn đầu của quá trình học. Các kết quả phân tích lý thuyết kết hợp mô phỏng cho thấy bộ điều khiển đề xuất không chỉ bảo đảm hội tụ sai số bám trong không gian lặp mà còn duy trì được độ ổn định và khả năng thích ứng tốt khi có nhiễu hoặc sự biến đổi tham số mô hình. Các hướng mở trong tương lai bao gồm mở rộng thuật toán cho tay máy nhiều bậc tự do hơn và tiến hành kiểm nghiệm thực tế trên phần cứng để đánh giá hiệu quả ứng dụng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] C. Chen, H. Liu, and W. He, "Iterative learning control for uncertain robot manipulators with input saturation," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 67, no. 1, pp. 708–717, 2020.
- [2] W. He, C. Sun, and Y. Li, "Adaptive neural control of robotic manipulators with unknown dead-zone input," *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 52, no. 7, pp. 6751–6762, 2022.
- [3] J. Zhou and Y. Sun, "Robust adaptive neural control for robot manipulators with dead-zone input and uncertain dynamics," *Neurocomputing*, vol. 450, pp. 41–50, 2021.
- [4] Z. Li and H. Wang, "An improved iterative learning control scheme for robotic manipulators using PD-type learning and disturbance observer," *Int. J. Control Autom. Syst.*, vol. 19, pp. 1317–1327, 2021.
- [5] H. Wang, Y. Chen, and D. Guo, "Adaptive iterative learning control for robot manipulator systems with non-repetitive uncertainties," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 22854–22864, 2022.
- [6] Y. Zhao and W. He, "Neural network-based adaptive iterative learning control for robotic manipulators," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.: Syst.*, vol. 50, no. 12, pp. 5116–5127, 2020.
- [7] L. Gao et al., "Adaptive fuzzy iterative learning control of robotic manipulators with input saturation," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 70, no. 1, pp. 371–381, 2023.
- [8] P. Shi and Y. Li, "Robust learning control for robotic manipulators with uncertain kinematics and dynamics," *J. Franklin Inst.*, vol. 357, no. 6, pp. 3512–3534, 2020.
- [9] H. Liu and W. He, "Adaptive learning control for flexible joint robots with unknown input delays and disturbances," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 69, no. 1, pp. 918–928, 2022.
- [10] L. Xu, X. Chen, and M. Fei, "Adaptive neural network control of robot manipulators using RBF approximation and barrier Lyapunov function," *Neural Comput. Appl.*, vol. 33, no. 24, pp. 17821–17833, 2021.
- [11] L. Yu and X. Wang, "RBF neural networks based adaptive control for robotic manipulators with input constraints," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 34, no. 5, pp. 2210–2222, 2023.
- [12] Y. Zhang and W. He, "RBF neural network-based adaptive control of robot manipulators with unknown input saturation," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.: Syst.*, vol. 51, no. 11, pp. 6606–6617, 2021.

- [13] W. He, C. Sun, and S. Liu, "Learning control for robotic manipulators based on recurrent neural networks," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 31, no. 10, pp. 4021–4032, 2020.
- [14] Z. Jin and S. Xie, "Improved PD-type iterative learning control for nonlinear systems with application to robotic manipulators," *Int. J. Control*, vol. 95, no. 3, pp. 727–736, 2022.
- [15] Y. Pan, X. Liu, and D. Yue, "Event-triggered learning control of robot manipulators with disturbance observer," *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 51, no. 7, pp. 3539–3550, 2021.
- [16] F. Zhang, L. Guo, and X. Zhao, "Disturbance-observer-based robust learning control for robotic manipulators," *Mechatronics*, vol. 68, 2020, Art. no. 102375.
- [17] J. Ren and B. Xiao, "Adaptive neural sliding-mode control for robotic manipulators with external disturbances," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 10789–10798, 2023.
- [18] C. Liang *et al.*, "Adaptive learning control for nonlinear systems using neural networks," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 33, no. 1, pp. 117–128, 2022.
- [19] Z. Li and H. Wang, "Neural learning adaptive control for robotic manipulators with input delay and actuator faults," *Int. J. Robust Nonlinear Control*, vol. 33, no. 2, pp. 1094–1112, 2023.
- [20] B. Wu and W. He, "Learning control of robotic arms using Lyapunov–Krasovskii functionals," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.: Syst.*, vol. 51, no. 8, pp. 4982–4991, 2021.
- [21] M. Boukattaya, H. Gassara, and T. Damak, "A global time-varying sliding-mode control for the tracking problem of uncertain dynamical systems," *ISA transactions*, vol. 97, pp. 155–170, 2020.
- [22] D. D. Nguyen *et al.*, "Optimal tracking control for robot manipulators with input constraint based reinforcement learning," *J. Comput. Sci. Cybern.*, vol. 39, no. 2, pp. 175–189, 2023.
- [23] D. D. Nguyen and V. T. Vu, "Adaptive synchronous sliding control for a robot manipulator based on neural networks and fuzzy logic," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 14, no. 3, pp. 2377–2385, 2024.
- [24] Y. Huang, H. Liu, Z. Qiao, and D. Sun, "Adaptive sliding mode control for robotic manipulators with uncertainties and input disturbances," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 69, no. 2, pp. 1805–1814, 2022.