

ĐIỀU KHIỂN THÍCH NGHI NƠN DỰA TRÊN MÔ HÌNH ĐIỀU KHIỂN DỰ BÁO CHO HỆ THỐNG ROBOT

NEURO ADAPTIVE CONTROL BASED ON MODEL PREDICTIVE CONTROL FOR ROBOT SYSTEMS

Lưu Thị Huế

Trường Đại học Điện lực

Ngày nhận bài: 14/02/2024, Ngày chấp nhận đăng: 08/04/2024, Phản biện: PGS. TS Phạm Tuấn Thành

Tóm tắt:

Bài viết đề xuất bộ điều khiển thích nghi nơon dựa trên mô hình dự báo (MPC) cho hệ thống robot đơn, với mô hình động lực học là bất định, và xem xét tới các điều kiện ràng buộc đầu vào khi thiết kế bộ điều khiển. Trong cấu trúc của MPC dựa trên mạng nơon được trình bày, mạng nơon xuyên tâm (RBFNN) được xem xét để ước lượng mô hình. Mạng nơon được sử dụng như một mô hình dự báo cho hệ thống robot để xử lý độ bất định của hệ thống. Ngoài ra, các ràng buộc đầu vào được đảm bảo bằng cách sử dụng hàm mục tiêu không bậc hai cho MPC dựa trên mạng nơon. Nghiên cứu mô phỏng được thực hiện để xác minh tính hiệu quả của phương pháp đề xuất.

Từ khóa:

Điều khiển thích nghi, mô hình điều khiển dự báo, mạng nơon, động lực học bất định, ràng buộc đầu vào.

Abstract:

This article proposes a neural adaptive controller based on a predictive model (MPC) for a single robot system, with an uncertain dynamic model, and considers input constraints in the controller design. In the proposed neuro-based MPC structure, a radial basis function neural networks (RBFNNs) are employed for modeling. The neural network is utilized as a predictive model for the robot system to handle the system uncertainties. Additionally, input constraints are guaranteed by using a non-quadratic cost function for neural network-based MPC. Simulation studies are conducted to verify the effectiveness of the proposed approach.

Keywords:

Adaptive control, predictive control models, neural networks, uncertain dynamics, input constraints.

1. GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, thiết kế điều khiển robot đã nhận được sự quan tâm liên tục từ cả ngành công nghiệp và giới học thuật. Nhiều lý thuyết điều khiển, chẳng hạn như điều khiển nơon, điều

khiển mờ, điều khiển chế độ trượt và các phương pháp điều khiển khác đã được áp dụng thành công vào các hệ thống robot. Điều khiển thích nghi sử dụng mạng nơon (NN) được phát triển trong [1] [2], mạng nơon được sử dụng để xử lý sự bất

định và nhiễu ngoài của hệ thống, hiệu suất điều khiển của hệ thống vòng kín được đảm bảo bằng việc lựa chọn các thông số thiết kế phù hợp. Bộ điều khiển trượt đầu cuối tác động nhanh bậc phân số được đề xuất trong [3], [4], đã giải quyết vấn đề bám quỹ đạo khi hệ thống robot chịu ảnh hưởng của bất định tham số và nhiễu ngoài, mặt trượt đầu cuối tác động nhanh bậc phân số được đề xuất để đạt được sự hội tụ trong thời gian hữu hạn. Phương pháp điều khiển trượt đầu cuối theo thời gian xác định cho hệ thống robot được phát triển trong [5], bộ điều khiển đảm bảo hệ thống ổn định theo thời gian xác định, bộ điều khiển có cấu trúc đơn giản dễ dàng triển khai điều khiển theo quỹ đạo. Bộ điều khiển thích nghi mờ neuron sử dụng phương pháp học trở kháng cho hệ thống robot bị ràng buộc, phụ thuộc động lực học bất định được trình bày trong [6], thuật toán mờ neuron xác định mô hình bất định, luật học trở kháng giải quyết sự tương tác giữa robot và môi trường của nó. Bộ điều khiển thích nghi mờ - neuron kết hợp với bộ điều khiển PID đề xuất trong [7], đảm bảo sai số điều khiển của hệ thống hội tụ khi hệ thống bất định và ảnh hưởng của nhiễu ngoài. Ngoài ra còn phương pháp điều khiển trở kháng, điều khiển lai lực/vị trí cho robot, trong [8] bộ điều khiển trở kháng cho robot với các ràng buộc đầu ra thay đổi theo thời gian, quỹ đạo mong muốn trong vùng quan trọng có thể được theo dõi mà không vi phạm các ràng buộc

đầu ra. Bộ điều khiển trở kháng nâng cao được thiết kế bằng sử dụng toán tử Szász–Mirakyan làm bộ xấp xỉ trong [9], toán tử này có thể tính gần đúng độ bất định bao gồm động lực học không được mô hình hóa và nhiễu ngoài khi thiết kế bộ điều khiển. Một bộ điều khiển lực/vị trí kết hợp mới trong không gian làm việc của tay máy robot dựa trên điều khiển thích nghi mờ được phát triển trong [10] [11] để cải thiện hiệu suất điều khiển lực và vị trí khi tiếp xúc với môi trường bất định, hệ thống mờ được sử dụng để xấp xỉ phản tương đương của đầu vào. Với sự mở rộng liên tục của các ứng dụng robot trong những thập kỷ qua, hiệu suất điều khiển tối ưu ngày càng nhận được nhiều sự quan tâm bên cạnh tính ổn định của hệ thống. Hơn nữa, bất định của mô hình và các ràng buộc đầu vào cũng là những thách thức đối với việc thiết kế điều khiển của một hệ thống robot thực tế. Do đó, điều quan trọng là phải thiết kế một bộ điều khiển hiệu quả cho điều khiển robot, có thể cân bằng giữa hiệu suất điều khiển tối ưu và độ ổn định của hệ thống, bù đắp cho ảnh hưởng bất định của mô hình và đáp ứng các ràng buộc đầu vào. Điều khiển dự báo mô hình (MPC) là một bộ điều khiển tối ưu. MPC giải quyết các vấn đề điều khiển đa biến và bị ràng buộc [12]. Trong [13] trình bày bộ điều khiển trở kháng dự báo mô hình (MPC) để thao tác robot. Phương pháp này, mô hình trở kháng được học, do đó trong khung MPC, mô hình đã học này được sử dụng để điều

chỉnh các tham số trở kháng của bộ điều khiển trở kháng từ đó đạt được các thao tác mong muốn. Farrokhi và cộng sự [14] phát triển MPC thích nghi phi tuyến kết hợp với bộ điều khiển vị trí/vận tốc để điều khiển robot. Một số nhà nghiên cứu còn tập trung vào việc kết hợp thích nghi neuron với MPC, Wang và cộng sự [15] đề xuất bộ điều khiển kiến trúc hai lớp, trong đó NN thích nghi được sử dụng cho lớp dưới để ước lượng các động lực học chưa biết. Trong [16] thuật toán thông minh như thuật toán di truyền được sử dụng để giải quyết vấn đề tối ưu hóa của MPC.

Như vậy việc thiết kế MPC phù hợp cho bộ điều khiển robot, ước lượng động lực học trực tuyến chưa biết và cân bằng giữ hiệu suất điều khiển tối ưu và độ ổn định của hệ thống vẫn chưa được giải quyết. Trong bài này tác giả phát triển MPC dựa trên NN cho bộ điều khiển robot với mô hình bất định và các ràng buộc đầu vào. Đóng góp chính của bài viết được tóm tắt như sau:

- Cấu trúc MPC dựa trên NN chứa mạng NN được đề xuất cho điều khiển robot. NN được sử dụng như mô hình dự báo cho MPC được thiết lập để ước lượng động lực học bất định của robot.
- Các ràng buộc đầu vào được đảm bảo bằng cách sử dụng một phương pháp phù hợp, hàm tích hợp của tín hiệu đầu vào trong hàm mục tiêu của MPC.

Phần còn lại của bài viết gồm: Mô hình động lực học của hệ thống được trình bày

trong Phần 2. Bộ điều khiển thích nghi neuron dựa trên mô hình dự báo cho hệ thống robot được thiết kế trong Phần 3. Kết quả mô phỏng được trình bày trong Phần 4 để chứng minh tính hiệu quả của bộ điều khiển đề xuất. Cuối cùng, kết quả nghiên cứu được tạo ra trong bài viết này được kết luận ở Phần 5.

2. MÔ HÌNH ĐỘNG LỰC HỌC CỦA HỆ THỐNG

Xem xét động lực học của robot có n khớp nối [17, trang 180] như sau:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \quad (1)$$

Trong đó:

$q, \dot{q}$ và $\ddot{q}$ lần lượt là vector vị trí, vận tốc và gia tốc góc khớp của robot;

$M(q)$ là ma trận quán tính, đối xứng và xác định dương $n \times n$;

$C(q, \dot{q})$ là vector tương hỗ và ly tâm $n \times 1$;

$G(q)$ là vector trọng trường $n \times 1$;

τ là vector mômen đầu vào tác động lên các khớp của robot $n \times 1$. Vector mômen đầu vào của robot bị giới hạn, điều này phải được xem xét khi thiết kế bộ điều khiển. Trong bài báo này các ràng buộc đầu vào được thể hiện bằng:

$$|\tau_i(t)| \leq \tau_{max}, i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2)$$

Tính chất 1 [2]: Ma trận quán tính $M(q)$ là ma trận đối xứng lệch và xác định dương.

Mục tiêu của điều khiển là thiết kế một bộ điều khiển phù hợp và thỏa mãn điều kiện

(2), sao cho biến của hệ thống q có thể bán quỹ đạo mong muốn q_d

$$q_d(t) = [q_{d1}(t), q_{d2}(t), \dots, q_{dn}(t)]^T.$$

Giả thiết 1: Quỹ đạo thiết kế q_d là liên tục, bị chặn và có đạo hàm tới cấp hai. Do đó, tồn tại các hằng số dương d, d_1, d_2 thỏa mãn $\|q_d\| \leq d, \|\dot{q}\| \leq d_1, \|\ddot{q}\| \leq d_2$.

3. THIẾT KẾ BỘ ĐIỀU KHIỂN THÍCH NGHI NƠRON DỰA TRÊN MÔ HÌNH DỰ BÁO

3.1. Mô hình điều khiển dự báo

Đầu tiên, sai số quỹ đạo được định nghĩa như sau:

$$\begin{aligned} e_1 &= q_d - q \\ e_2 &= \alpha_1 + \dot{q}_d = \dot{e}_1 + K_1 e_1 \end{aligned} \quad (3)$$

với $\alpha_1 = K_1 e_1 + \dot{q}_d$ là một biến phụ.

Từ (1) và (3) sai số bám quỹ đạo viết theo động lực học được biểu thị như sau:

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= -K_1 e_1 + e_2 \\ \dot{e}_2 &= f(e^+) + g(e_1, q_d) \tau \end{aligned} \quad (4)$$

với $e = [e_1^T, e_2^T]^T$ tương ứng với sai số bám quỹ đạo; $e^+ = [e_1^T, e_2^T, q_d^T, \dot{q}_d^T, \ddot{q}_d^T]$ được gọi là sai số gia tăng; $g(e_1, q_d) = -M^{-1}(q)$,

$$f(e^+) = M^{-1}(q)[C(q, \dot{q}) + G(q)] + \ddot{\alpha}_1$$

Định nghĩa thời gian $\{t_k\}, k = 0, 1, \dots$ là thời điểm tức thời thực hiện MPC, trong đó $t_0 = 0$. Khoảng thời gian giải MPC được biểu thị: $\Delta t = t_{k+1} - t_k$. Khi đó MPC cơ bản với $s \in [t_k, t_k + T)$ được xây dựng như sau:

$$\min J(e) = \int_{t_k}^{t_k+T} (\|e(s)\|_Q^2 + \|\tau(s)\|_R^2) ds \quad (5)$$

Điều kiện

$$\begin{aligned} e_j(t_k | t_k) &= e_j(t_k), j = 1, 2 \\ \dot{e}_1(s) &= -K_1 e_1 + e_2 \\ \dot{e}_2(s) &= f(e^+) + g(e_1, q_d) \tau \\ |\tau_i| &\leq \tau_{\max}, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (6)$$

với T là phạm vi dự báo, Q và R là các ma trận xác định dương về sai số bám e và đầu vào τ tương ứng. Mục tiêu điều khiển có thể đạt được bằng cách giảm thiểu hàm mục tiêu J . Bài toán tối ưu (5) sẽ được giải quyết tại thời điểm tức thời t_k theo các điều kiện đầu tức thời $e_j(t_k | t_k), j = 1, 2$. Tối ưu hoặc thu được mômen dưới mức tối ưu $\tau^*(t)$ trong phạm vi $t \in [t_k, t_k + T)$, và giá trị đầu của $\tau^*(t)$ được triển khai cho hệ thống robot. Khi đó bài toán tối trong phạm vi $t \in [t_{k+1}, t_{k+1} + T)$, được xem lại tại thời điểm t_{k+1} dưới các điều kiện đầu mới.

Trong thực tế, MPC cơ bản (5), (6) có thể không thực hiện được đối với điều khiển rooot nếu không có thiết kế cụ thể. Đầu tiên, sai số bám quỹ đạo viết theo động lực học (4) có thể không hội tụ được vì tồn tại bất định trong các ma trận $M^{-1}(q), C(q, \dot{q})$ và $G(q)$. Tiếp theo, việc giải bài toán tối ưu phi tuyến và phân tích độ ổn định là khó khăn đối với hệ thống robot có tham số bất định. Để giải quyết những thách thức trên, hai mạng nơron (Neural Network - NN) được sử dụng

theo cấu trúc MPC đề xuất: (i) NN ước lượng dựa trên mô hình của hệ thống robot được thiết lập như một mô hình dự báo để ước lượng động lực học của hệ thống bất định trực tuyến; (ii) NN được thiết lập để giải bài toán tối ưu phi tuyến của MPC dựa trên mô hình dự báo. Đồng thời, các ràng buộc đầu vào và sự ổn định của hệ thống vòng kín được đảm bảo.

3.2. Mạng nơron dựa trên mô hình dự báo

Trong phần này, thích nghi nơron được sử dụng như mô hình dự báo để xấp xỉ sai số (4). Giả sử rằng τ luôn được đáp ứng và thỏa mãn điều kiện (2). Do vậy sai số bám quỹ đạo viết theo động lực học được viết lại như sau:

$$\begin{aligned}\dot{e}_1 &= -K_1 e_1 + e_2 \\ \dot{e}_2 &= W_f^{*T} \phi_f(e^+) + W_g^{*T} \phi_g(e_1, q_d) \tau + \xi_m\end{aligned}\quad (7)$$

với $\xi_m = \xi_f + \xi_g \tau$ là sai số ước lượng,

$$W_f^{*T} \phi_f(e^+) + \xi_f = f(e^+)$$

$$W_g^{*T} \phi_g(e_1, q_d) + \xi_g = g(z_1, q_d), \text{ trong đó}$$

$\phi_f(e^+)$, $\phi_g(z_1, q_d)$ là hàm cơ sở, trong bài này tác giả chọn là hàm Gaussian.

Giả thiết 2 [2]: Trọng số tối ưu của mạng nơron W_f^*, W_g^* của hàm cơ sở $\phi_f(e^+)$, $\phi_g(z_1, q_d)$, và sai số do xấp xỉ ξ_f, ξ_g là bị chặn. Do vậy tồn tại các hằng số dương $w_{f0}, w_{g0}, \phi_{f0}, \phi_{g0}, \xi_{f0}, \xi_{g0}$ thỏa

$$\begin{aligned}\text{mãn } \sum_{i=1}^n \|W_{f,i}^*\| &\leq w_{f0}, \quad \sum_{i=1}^n \|W_{g,i}^*\| \leq w_{g0}, \\ \|\phi_f(e^+)\| &\leq \phi_{f0}, \quad \|\phi_g(z_1, q_d)\| \leq \phi_{g0},\end{aligned}$$

$$\|\xi_f\| \leq \xi_{f0}, \quad \|\xi_g\| \leq \xi_{g0}.$$

Từ Giả thiết 2 và điều kiện (2), thấy được rằng sai số ước lượng ξ_m là bị chặn, do đó tồn tại một hằng số dương ξ_{m0} thỏa mãn $\|\xi_m\| \leq \xi_{m0}$.

Trong sơ đồ MPC, bài toán tối ưu được giải quyết theo trình tự thời gian t_k một cách thận trọng. Do đó, mô hình dự báo trên $t \in [t_k, t_{k+1})$ có thể được định nghĩa như sau:

$$\begin{aligned}\dot{\bar{e}}_1 &= -K_1 \bar{e}_1 + \bar{e}_2 + \Lambda \Delta \bar{e}_1^k \\ \dot{\bar{e}}_2 &= \bar{f}(\bar{e}^+) + g(\bar{e}_1, q_d) \bar{\tau} + \Lambda \Delta \bar{e}_2^k\end{aligned}\quad (8)$$

với $\bar{g}(\bar{e}_1, q_d) = \hat{W}_{gk}^T \phi_g(\bar{e}_1, q_d)$, $\bar{f}(\bar{e}^+) = \hat{W}_{fk}^T \phi_f(\bar{e}^+)$, $\hat{W}_{fk}$ và $\hat{W}_{gk}$ là ước lượng của W_f^* và W_g^* tại thời điểm t_k . Λ là hằng số dương, $\Delta \bar{e}_j^k = e_j^k(t_k) - \bar{e}_j^k(t_k)$, $j = 1, 2$ là sai số ước lượng của z_i tại thời điểm t_k , tại thời điểm đầu $\Delta \bar{z}_j^0 \equiv 0$.

Trọng số của mạng $\hat{W}_{fk}$ và $\hat{W}_{gk}$ trong (8) là hằng số trong khoảng thời gian $t \in [t_k, t_{k+1})$, $k = 0, 1, 2, \dots$, và được cập nhật tại thời điểm t_{k+1} như sau:

$$\begin{aligned}\hat{W}_{f(k+1),i} &= \hat{W}_{fk,i} + \Delta \hat{W}_{fk,i} \\ &= \hat{W}_{fk,i} + \alpha_f \left[-(1 + \Delta t) \varpi_{fk} \Lambda \Delta t \Delta \bar{e}_{2,i}^k - k_f \hat{W}_{fk,i} \right]\end{aligned}\quad (9)$$

$$\begin{aligned}\hat{W}_{g(k+1),i} &= \hat{W}_{gk,i} + \Delta \hat{W}_{gk,i} \\ &= \hat{W}_{gk,i} + \alpha_g \left[-(1 + \Delta t) \varpi_{gk} \Lambda \Delta t \Delta \bar{e}_{2,i}^k - k_g \hat{W}_{gk,i} \right]\end{aligned}\quad (10)$$

với α_f, α_g là hệ số học, k_f, k_g là các hệ số dương cải thiện tính bền vững,

$$\begin{aligned}\varpi_{gk} &\equiv \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{N-1} (\phi_g(\bar{e}_{1l}, q_{dl}) \tau_{l1} \\ &+ \phi_g(\bar{e}_{1(l+1)}, q_{d(l+1)}) \tau_{l+1}) \Delta t_l \\ \varpi_{fk} &\equiv \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{N-1} (\phi_f(\bar{e}^+) + \phi_f(\bar{e}_{(l+1)}^+)) \Delta t_l, \text{ trong đó}\end{aligned}$$

$\Delta t_l = t_{l+1} - t_l$, N là số nguyên dương hữu hạn, $t_1 = t_k$, và $t_N = t_{k+1}$.

Nhận xét 1: Từ Giả sử 2 và điều kiện (2), khi đầu vào τ thỏa mãn điều kiện, do đó ϖ_{fk}, ϖ_{gk} bị chặn. Tồn tại các hệ số dương θ_{f0}, θ_{g0} thỏa mãn $\|\varpi_{fk}\| \leq \theta_{f0}$, $\|\varpi_{gk}\| \leq \theta_{g0}$.

Theo tính chất của MPC, sai số dựa báo $\bar{e}_j$ được cập nhật bởi giá trị thực e_j tại thời điểm tức thời t_{k+1}

$$\bar{e}_j(t_{k+1}^+) = e_j(t_{k+1}) \quad (11)$$

Hơn nữa, có thể nhận thấy rằng $\forall t \in [t_k, t_{k+1})$ thì $\Delta \bar{e}_2(t)^T \Delta \bar{e}_2(t) \leq \Delta \bar{e}_2^{(k+1)T} \Delta \bar{e}_2^{(k+1)}$.

Định nghĩa $\tilde{W}_{fk} = W_f^* - \hat{W}_{fk}$ và $\tilde{W}_{gk} = W_g^* - \hat{W}_{gk}$ là sai số ước lượng của mạng nơron.

Định lý 1: Xét mô hình dự báo được định nghĩa trong (8) và tín hiệu đầu vào thỏa mãn các ràng buộc (2). Các trọng số của NN $\hat{W}_{fk}$ và $\hat{W}_{gk}$ được cập nhật bởi (9) và (10) tại thời điểm $t_{k+1}, k = 0, 1, 2, \dots$. Sai số bám dự báo $\bar{e}_j$ được cập nhật theo giá trị thực thông qua (11) tại thời điểm tức thời

t_{k+1} . Tiếp đó, sai số ước lượng dự báo $\Delta \bar{e}_k$ và sai số ước lượng trọng số của NN là $\tilde{W}_{fk}, \tilde{W}_{gk}$ vẫn giữ nguyên giới hạn.

Chứng minh: Ứng viên hàm Lyapunov được chọn như sau:

$$V = V_e + V_g + V_f \quad (12)$$

$$\text{với } V_g = \sum_{t=1}^n \frac{1}{2\alpha_g} \tilde{W}_{gk,t}^T \tilde{W}_{gk,t};$$

$$V_e = \frac{1}{2} \Delta \bar{e}_1^{kT} \Delta \bar{e}_1^k + \frac{1}{2} \Delta \bar{e}_2^{kT} \Delta \bar{e}_2^k;$$

$$V_f = \sum_{t=1}^n \frac{1}{2\alpha_f} \tilde{W}_{fk,t}^T \tilde{W}_{fk,t}$$

trong khoảng thời gian $t \in [t_k, t_{k+1})$ thì hàm V là một hàm liên tục dương. Tại thời điểm t_{k+1} sai khác của V được tính như sau:

$$\Delta V = \Delta V_e + \Delta V_f + \Delta V_g \quad (13)$$

Các thành phần trong (13) xác định như sau:

$$\begin{aligned}\Delta V_e &= \frac{1}{2} \Delta \bar{e}_1^{(k+1)T} \Delta \bar{e}_1^{(k+1)} - \frac{1}{2} \Delta \bar{e}_1^{kT} \Delta \bar{e}_1^k \\ &+ \frac{1}{2} \Delta \bar{e}_2^{(k+1)T} \Delta \bar{e}_2^{(k+1)} - \frac{1}{2} \Delta \bar{e}_2^{kT} \Delta \bar{e}_2^k \\ &\leq -\frac{1}{2} (1 - 2(1 + \Delta t) \Lambda^2 \Delta t^2) \Delta \bar{e}_2^{kT} \Delta \bar{e}_2^k \\ &- \frac{1}{2} (1 - \Lambda^2 \Delta t) \Delta \bar{e}_1^{kT} \Delta \bar{e}_1^k + 2(1 + \Delta t) \|\varphi_0\|^2 \\ &- (1 + \Delta t) \Lambda \Delta t \Delta \bar{e}_2^{kT} (\tilde{W}_{fk}^T \varpi_{fk} + \tilde{W}_{gk}^T \varpi_{gk}) \\ &+ \frac{3(1 + \Delta t)}{2} \theta_{f0}^2 \sum_{i=1}^n \|\tilde{W}_{fk,i}\|^2 \\ &+ \frac{3(1 + \Delta t)}{2} \theta_{g0}^2 \sum_{i=1}^n \|\tilde{W}_{gk,i}\|^2\end{aligned} \quad (14)$$

trong đó $\varphi = \varphi_f + \varphi_g$, với

$$\varphi_f = W_f^{*T} (\phi_f(e^+) - \phi_f(\bar{e}^+)) \Delta t + \varepsilon_f;$$

$$\varphi_g = W_g^{*T} (\phi_g(e_1, q_d) - \phi_g(\bar{e}_1, q_d)) \tau \Delta t + \varepsilon_g;$$

$\varepsilon_f, \varepsilon_g$ là các sai số tích phân;

Nhận xét 2: Từ Giả thiết 2 và điều kiện (2) thì φ bị chặn. Do đó, tồn tại một hằng số dương φ_0 sao cho $\|\varphi\| \leq \varphi_0$

$$\begin{aligned} \Delta V_f &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{2\alpha_f} (\tilde{W}_{f(k+1),i}^T \tilde{W}_{f(k+1),i} - \tilde{W}_{fk,i}^T \tilde{W}_{fk,i}) \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{2\alpha_f} (\Delta \hat{W}_{fk,i}^T \Delta \hat{W}_{fk,i} - 2\tilde{W}_{fk,i}^T \Delta \hat{W}_{fk,i}) \\ &\leq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (k_f + 3\alpha_f k_f^2) \|\tilde{W}_{f,i}^*\|^2 \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (k_f - 3\alpha_f k_f^2) \|\tilde{W}_{fk,i}\|^2 \\ &\quad + \frac{3\alpha_f}{2} (1 + \Delta t)^2 \Lambda^2 \Delta t^2 \theta_{f0}^2 \|\Delta \bar{e}_2^k\|^2 \\ &\quad + (1 + \Delta t) \sum_{i=1}^n \tilde{W}_{fk,i}^T \varpi_{fk} \Lambda \Delta t \Delta \bar{e}_{2,i}^k \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \Delta V_g &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{2\alpha_g} (\tilde{W}_{g(k+1),i}^T \tilde{W}_{g(k+1),i} - \tilde{W}_{gk,i}^T \tilde{W}_{gk,i}) \\ &\leq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (k_g + 3\alpha_g k_g^2) \|\tilde{W}_{g,i}^*\|^2 \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (k_g - 3\alpha_g k_g^2) \|\tilde{W}_{gk,i}\|^2 \\ &\quad + \frac{3\alpha_g}{2} (1 + \Delta t)^2 \Lambda^2 \Delta t^2 \theta_{g0}^2 \|\Delta \bar{e}_2^k\|^2 \\ &\quad + (1 + \Delta t) \sum_{i=1}^n \tilde{W}_{gk,i}^T \varpi_{gk} \Lambda \Delta t \Delta \bar{e}_{2,i}^k \end{aligned} \quad (16)$$

Thay (14)–(16) vào (13), ta có được:

$$\begin{aligned} \Delta V &\leq -\frac{1}{2} K_1 \Delta \bar{e}_1^{kT} \Delta \bar{e}_1^k - \frac{1}{2} K_2 \Delta \bar{e}_2^{kT} \Delta \bar{e}_2^k \\ &\quad - \sum_{i=1}^n \frac{K_3}{2} \|\tilde{W}_{fk,i}\|^2 - \sum_{i=1}^n \frac{K_4}{2} \|\tilde{W}_{gk,i}\|^2 + \beta_m \\ &\leq -KV + \beta_m \end{aligned} \quad (17)$$

trong đó: $K_1 = 1 - \Lambda^2 \Delta t$,

$$K_2 = 1 - 2\Lambda^2 (1 + \Delta t) \Delta t^2 - 3\Lambda^2 (1 + \Delta t)^2 (\alpha_f \theta_{f0}^2 + \alpha_g \theta_{g0}^2) \Delta t^2,$$

$$K_3 = k_f - 3\alpha_f k_f^2 - 3(1 + \Delta t) \theta_{f0}^2,$$

$$K_4 = k_g - 3\alpha_g k_g^2 - 3(1 + \Delta t) \theta_{g0}^2,$$

$$K = \min(K_1, K_2, K_3, K_4),$$

$$\begin{aligned} \beta_m &= 2(1 + \Delta t) \|\varphi_0\|^2 \\ &\quad + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (k_f + 3\alpha_f k_f^2) \|\tilde{W}_{f,i}^*\|^2 \\ &\quad + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (k_g + 3\alpha_g k_g^2) \|\tilde{W}_{g,i}^*\|^2 \end{aligned}$$

Các tham số K_1, K_2, K_3, K_4 xác định dương. Theo Bổ đề 1 trong [5], sai số ước lượng trạng thái $\Delta \bar{e}_j^k$ và sai số trọng số của mạng nơron $\tilde{W}_{fk}, \tilde{W}_{gk}$ sẽ hội tụ. Dựa theo mô hình dự báo (8), luật cập nhật (9), (10), bộ điều khiển MPC (5), (6) với $s \in [t_k, t_k + T]$ được phát biểu lại thành:

$$\min_{\bar{e}} J(\bar{e}) = \int_{t_k}^{t_k+T} (\|\bar{e}(s)\|_Q^2 + \|\bar{e}(s)\|_R^2) ds \quad (18)$$

điều kiện

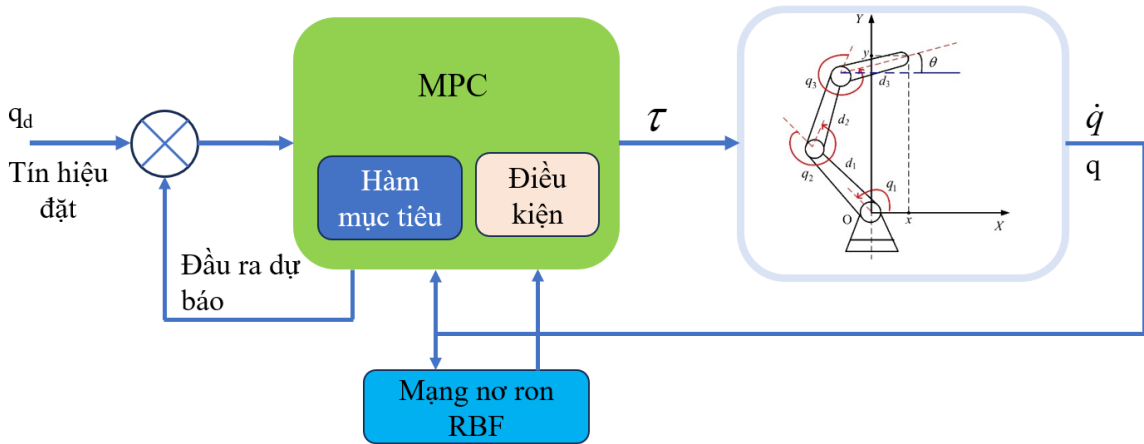
$$\bar{e}_j(t_k | t_k) = e_j(t_k), j = 1, 2$$

$$\dot{\bar{e}}_1(s) = -K_1 \bar{e}_1 + \bar{e}_2 + \Lambda \Delta \bar{e}_1^k \quad (19)$$

$$\dot{\bar{e}}_2(s) = \bar{f}(\bar{e}^+) + \bar{g}(\bar{e}_1, q_d) \tau + \Lambda \Delta \bar{e}_2^k$$

$$|\bar{e}_i| \leq \tau_{\max}, i = 1, 2, \dots, n$$

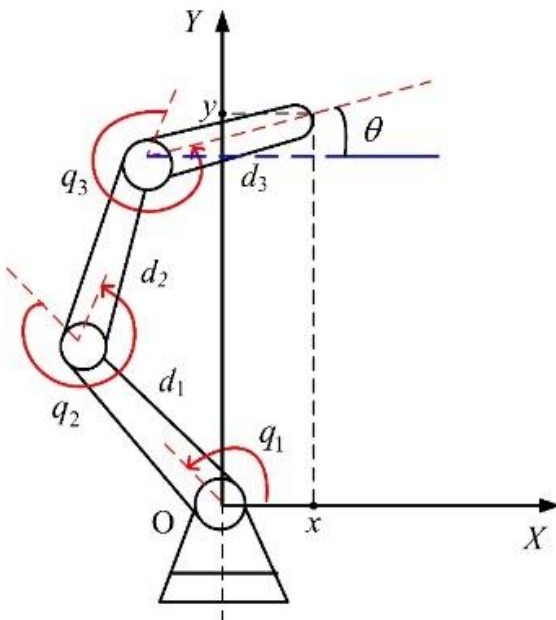
Các tham số được định nghĩa tương tự như (5), (6)



Hình 1. Sơ đồ điều khiển cho hệ thống robot

4. NGHIÊN CỨU MÔ PHỎNG

Để chứng minh tính hiệu quả của bộ điều khiển MPC dựa trên NN được đề xuất, mô phỏng dựa trên Matlab/simulink cho robot planar ba bậc tự do (3-DOF) được trình bày trong phần này. Mô hình của robot planar được minh họa như Hình 2.



Hình 2. Mô hình robot Planar

Hệ thống động lực học của robot được

xác định bởi (1) với các thông số của robot Planar: $m_1 = 1,5 \text{ kg}$; $m_2 = 1,2 \text{ kg}$; $m_3 = 1 \text{ kg}$; $d_1 = 1 \text{ m}$; $d_2 = 0,8 \text{ m}$; $d_3 = 0,6 \text{ m}$. Các ràng buộc đầu vào được thiết kế: $|\tau_i(t)| \leq 200, i = 1, 2, 3$. Với điều kiện đầu của các góc khớp, vận tốc góc khớp của robot được chọn: $q(0) = [0,09, -0,09, 0,09]^T$, $\dot{q}(0) = [0, 0, 0]^T$. Quỹ đạo đặt của các khớp được thiết kế như sau:

$$q_{1d} = 0,42 + 0,42 \sin(t - \frac{\pi}{2})$$

$$q_{2d} = 0,42 + 0,42 \sin(t - \frac{\pi}{2})$$

$$q_{3d} = 0,42 + 0,42 \sin(t - \frac{\pi}{2})$$

Các tham số điều khiển được chọn như sau: $K_1 = \text{diag}(20, 50, 50)$; $\Lambda = \text{diag}(5; 0,5; 3)$. Cấu trúc mạng nơron sử dụng gồm 36 lớp ẩn, với hàm cơ sở là hàm Gaussian có tâm là $[-1,6; 1,6]$ và độ rộng là 25. Tham số của MPC là: $Q = \text{diag}(500; 400; 300)$,

$R = \text{diag}(0,5; 0,2; 0,1)$, chu kỳ dự báo

$T_s = 0,25s$; khoảng thời gian dự báo $T = 2,5s$. Để thấy được rõ hơn vai trò của bộ điều khiển, các kịch bản mô phỏng được tiến hành như sau:

4.1. Kịch bản 1

Các tham số của hệ thống giữ nguyên như ban đầu, và hệ thống không bị nhiễu tác động. Các kết quả thể hiện từ Hình 3 - Hình 7.

4.2. Kịch bản 2

Hệ thống bị nhiễu tác động. Tín hiệu nhiễu tác động lên từng khớp được minh họa trong Hình 8. Các kết quả được minh họa trong Hình 9 - Hình 13.

4.3. Kịch bản 3

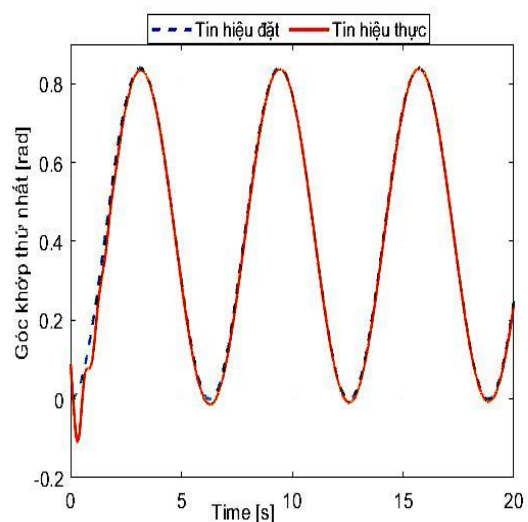
Tham số bất định của mô hình, các tham số khối lượng của các khớp được thay đổi thành: $m_1=3$ kg; $m_2=3$ kg; $m_3=2$ kg. Các kết quả được thể hiện trong các hình từ Hình 14 - Hình 18.

4.4. Kịch bản 4

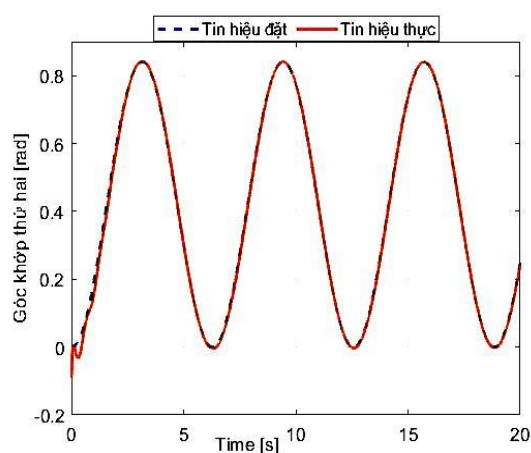
Thay đổi tải trọng: thời gian 0 đến 10 s tải trọng là 1,2 kg, từ 10 đến 20 s thay đổi là 5 kg. Các kết quả mô phỏng được thể hiện như trong Hình 19 - Hình 23.

Từ các kết quả của các kịch bản mô phỏng có thể thấy được: Hình 3 - Hình 6, Hình 9 - Hình 12, Hình 14 - Hình 17, Hình 19 - Hình 22 thể hiện sự bám quỹ đạo chuyển động của các góc khớp, và hội tụ của sai số quỹ đạo về không ngay cả

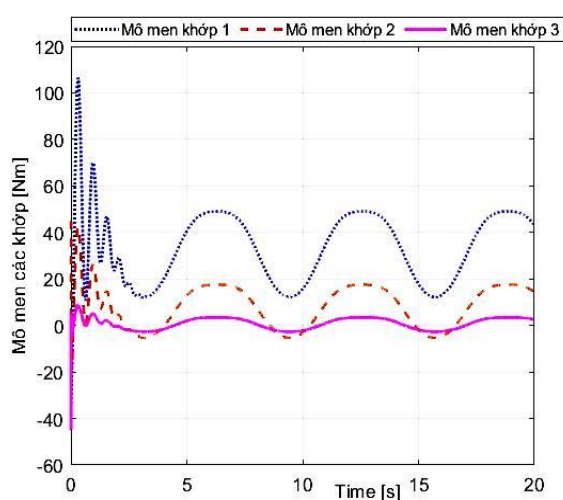
khí hệ thống chịu tác động của nhiễu, tham số của mô hình thay đổi hay tải trọng thay đổi. Hình 6, Hình 13, Hình 18, Hình 23 là các tín hiệu mômen điều khiển tác động lên các khớp khi hệ thống chịu tác động của nhiễu, tham số và tải trọng thay đổi. Khi tải trọng thay đổi tại 10s thì mômen điều khiển cũng thay đổi theo nhằm đáp ứng sự chuyển động của hệ thống. Tín hiệu điều khiển thỏa mãn điều kiện ràng buộc của đầu vào khi thiết kế bộ điều khiển. Qua các kết quả mô phỏng thấy được rằng với bộ điều khiển thích nghi nơron dựa trên mô hình dự báo được đề xuất cho hệ thống robot đơn, các khớp của tay máy được chuyển động tiệm cận theo quỹ đạo mong muốn, các tín hiệu điều khiển của hệ thống kín đều hội tụ và thỏa mãn các điều kiện ràng buộc. Như vậy bộ điều khiển hoạt động hiệu quả và khả thi.



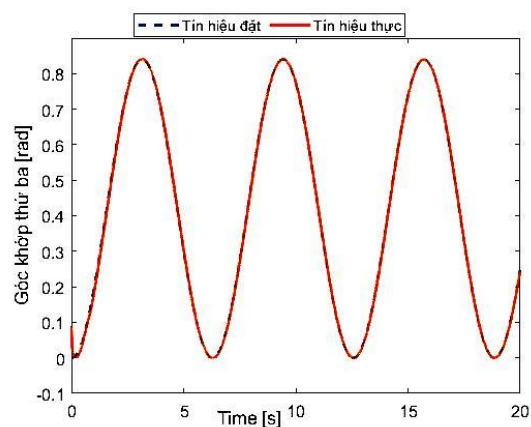
Hình 3. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ nhất



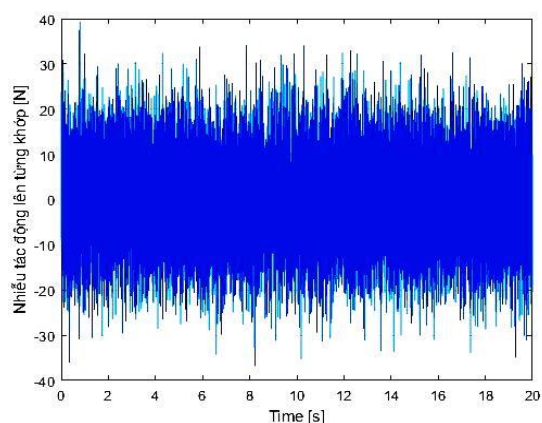
Hình 4. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ hai



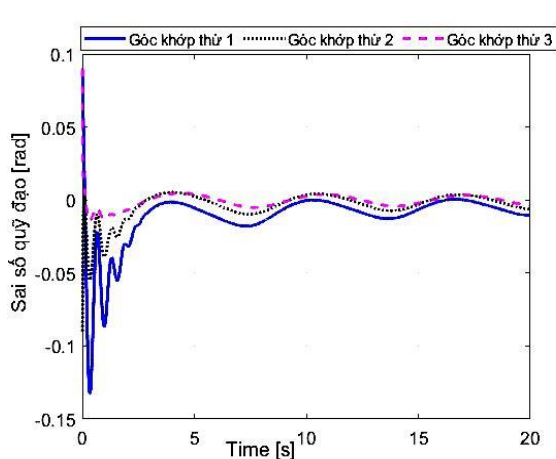
Hình 7. Mômen điều khiển các góc khớp



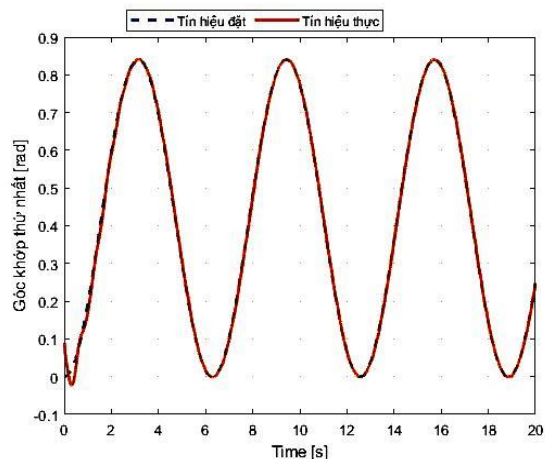
Hình 5. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ ba



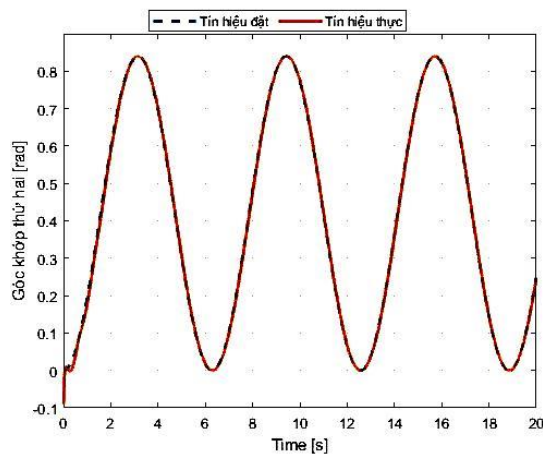
Hình 8. Nhiều tác động lên từng khớp



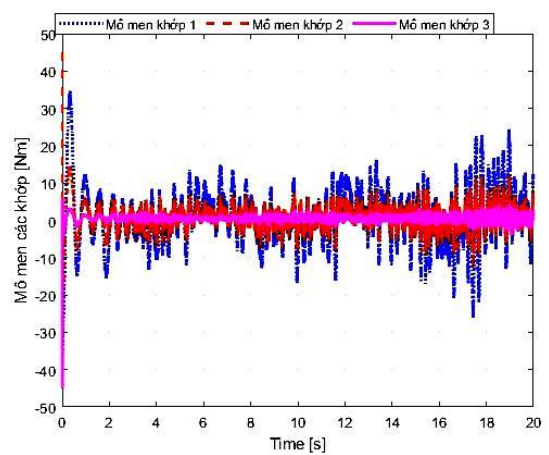
Hình 6. Sai số quỹ đạo chuyển động của các góc khớp



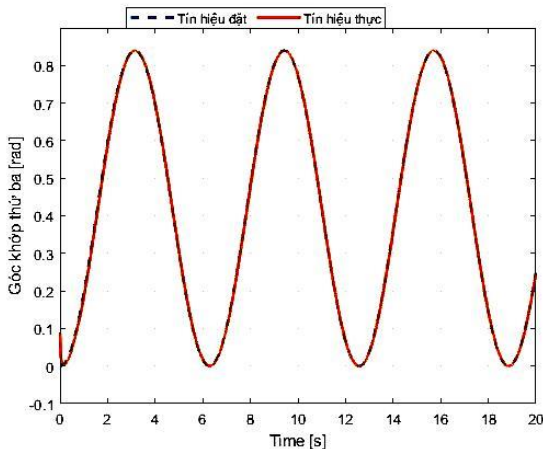
Hình 9. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ nhất khi có nhiễu tác động



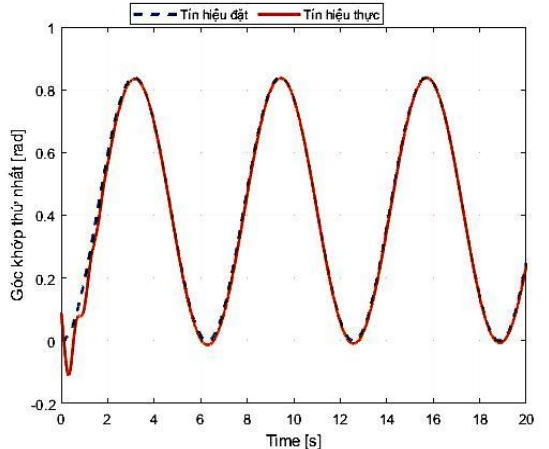
Hình 10. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ hai khi có nhiều tác động



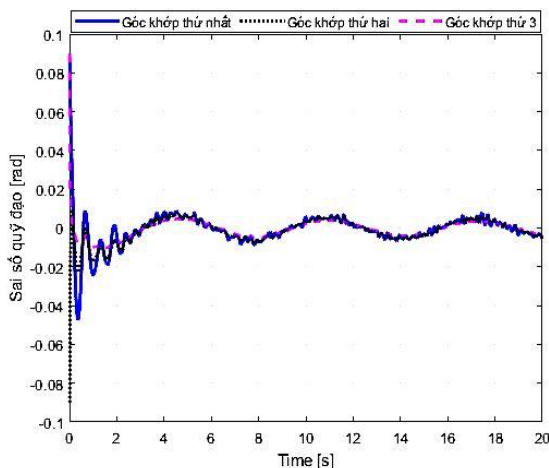
Hình 13. Mô men điều khiển các góc khớp khi có nhiều tác động



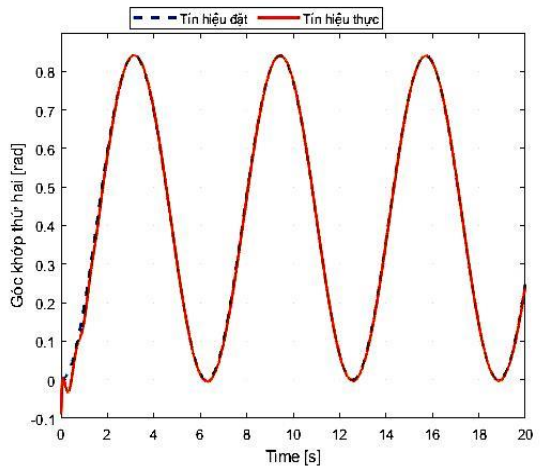
Hình 11. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ ba khi có nhiều tác động



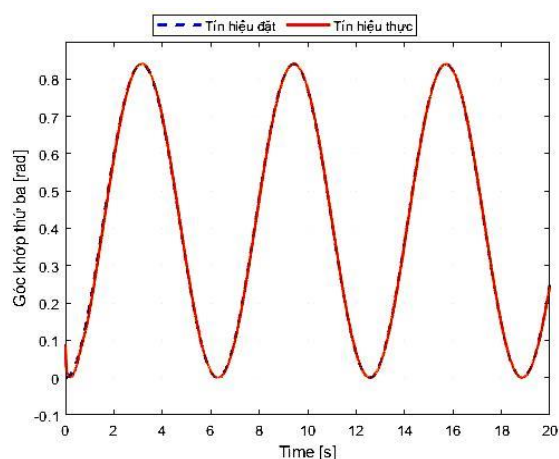
Hình 14. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ nhất khi khối lượng của các khớp thay đổi



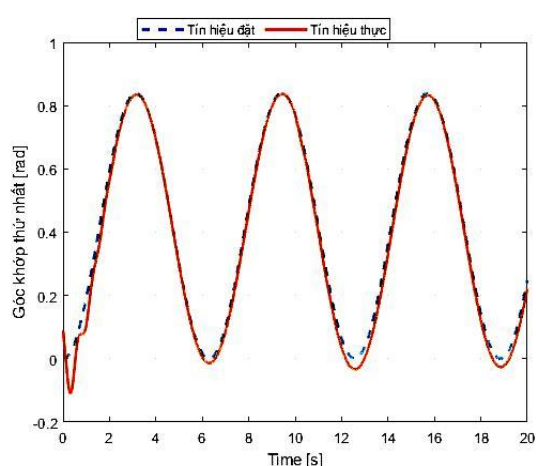
Hình 12. Sai số quỹ đạo chuyển động của các góc khớp khi có nhiều tác động



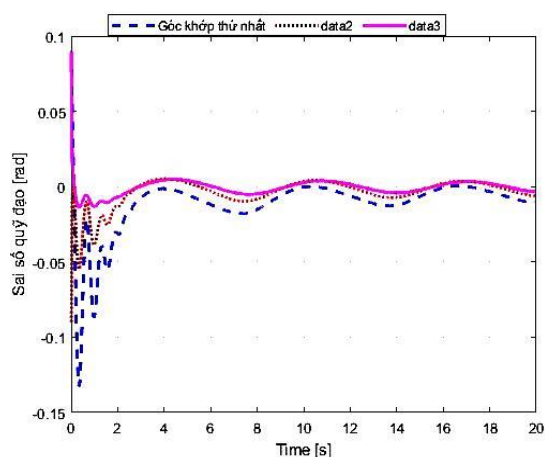
Hình 15. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ hai khi khối lượng của các khớp thay đổi



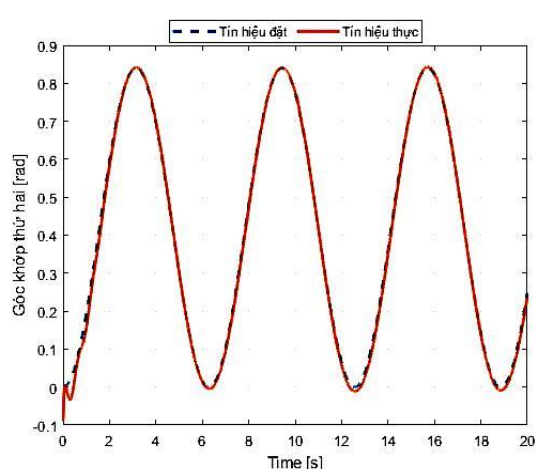
Hình 16. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ ba khi khối lượng của các khớp thay đổi



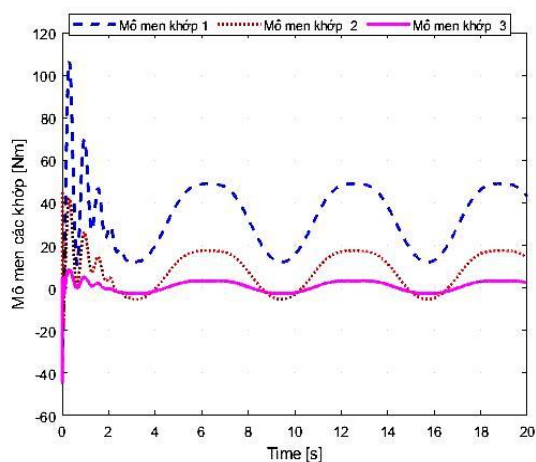
Hình 19. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ nhất khi tải trọng thay đổi tại 10s



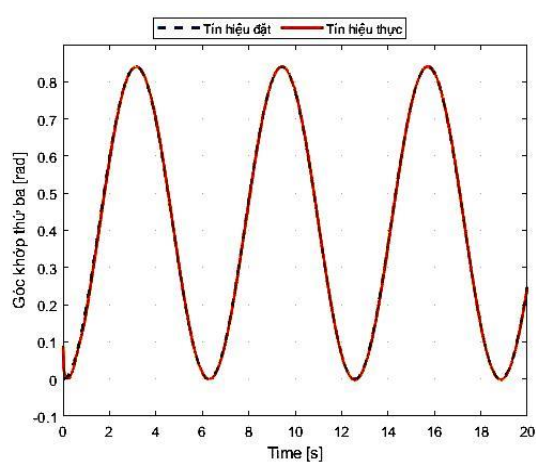
Hình 17. Sai số quỹ đạo chuyển động của các góc khớp khi khối lượng của các khớp thay đổi



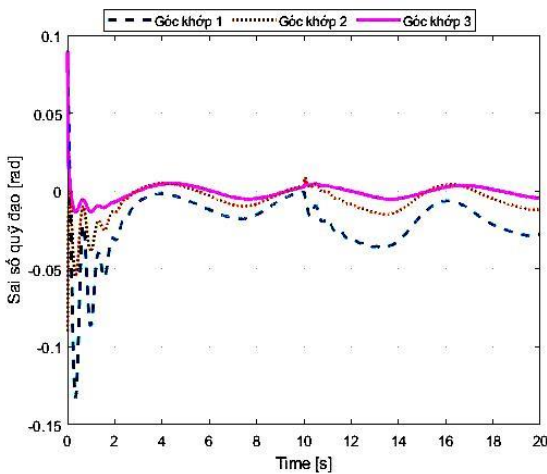
Hình 20. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ hai khi tải trọng thay đổi tại 10s



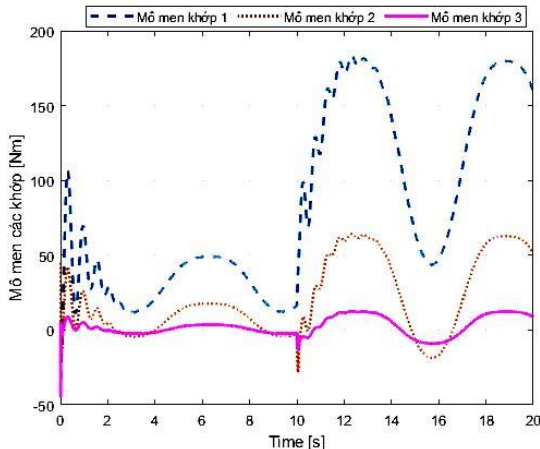
Hình 18. Mômen điều khiển các góc khớp khi khối lượng của các khớp thay đổi



Hình 21. Quỹ đạo chuyển động của góc khớp thứ ba khi tải trọng thay đổi tại 10s



Hình 22. Sai số quỹ đạo chuyển động của các góc khớp khi tải trọng thay đổi tại 10s



Hình 23. Mômen điều khiển các góc khớp khi tải trọng thay đổi tại 10 s

5. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, điều khiển thích nghi neuron dựa trên MPC được phát triển cho hệ thống robot đơn, có động lực học bất định và các ràng buộc đầu vào được đưa vào khi thiết kế bộ điều khiển. Cấu trúc bộ điều khiển đề xuất chứa mạng neuron, mạng neuron được sử dụng làm mô hình dự báo cho hệ thống robot, luật học trực tuyến dựa trên sai số quỹ đạo, giữa quỹ đạo dự báo và quỹ đạo thiết kế, điều này đã xử lý động lực học bất định của robot. Các ràng buộc đầu vào được đảm bảo bằng cách sử dụng hàm mục tiêu không bậc hai cho MPC dựa trên mạng neuron. Hệ thống điều khiển vòng kín ổn định theo tiêu chuẩn Lyapunov. Nghiên cứu mô phỏng đã được thực hiện để minh họa tính hiệu quả của bộ điều khiển đề xuất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Jin, Long, et al. "Robot manipulator control using neural networks: A survey." *Neurocomputing* 285 (2018): 23-34.
- [2] He, Wei, Yuhao Chen, and Zhao Yin. "Adaptive neural network control of an uncertain robot with full-state constraints." *IEEE transactions on cybernetics* 46.3 (2015): 620-629.
- [3] Chaudhary, Km Shelly, and Naveen Kumar. "Fractional order fast terminal sliding mode control scheme for tracking control of robot manipulators." *ISA transactions* 142 (2023): 57-69.
- [4] Ahmed, Saim, Ahmad Taher Azar, and Ibrahim A. Hameed. "Fractional-order Fixed-time Non-singular Sliding Mode Control for Nonlinear Robotic Manipulators." *IFAC-PapersOnLine* 56.2 (2023): 8105-8110.
- [5] Zhang, Liyin, et al. "Fixed-time terminal sliding mode control for uncertain robot manipulators." *ISA transactions* (2023).

- [6] He, Wei, and Yiting Dong. "Adaptive fuzzy neural network control for a constrained robot using impedance learning." *IEEE transactions on neural networks and learning systems* 29.4 (2017): 1174-1186.
- [7] Barhaghtalab, Mojtaba Hadi, et al. "Design of an adaptive fuzzy-neural inference system-based control approach for robotic manipulators." *Applied Soft Computing* 149 (2023): 110970.
- [8] Wang, Haijing, et al. "High-order control barrier functions-based impedance control of a robotic manipulator with time-varying output constraints." *ISA transactions* 129 (2022): 361-369.
- [9] Izadbakhsh, Alireza, Saeed Khorashadizadeh, and Samira Ghandali. "Robust adaptive impedance control of robot manipulators using Szász–Mirakyan operator as universal approximator." *ISA transactions* 106 (2020): 1-11.
- [10] Wang, Ziling, et al. "Hybrid force/position control in workspace of robotic manipulator in uncertain environments based on adaptive fuzzy control." *Robotics and Autonomous Systems* 145 (2021): 103870.
- [11] Ravandi, Abbas Karamali, Esmaeel Khanmirza, and Kamran Daneshjou. "Hybrid force/position control of robotic arms manipulating in uncertain environments based on adaptive fuzzy sliding mode control." *Applied Soft Computing* 70 (2018): 864-874.
- [12] Mayne, David Q., et al. "Constrained model predictive control: Stability and optimality." *Automatica* 36.6 (2000): 789-814.
- [13] Anand, Akhil S., Jan Tommy Gravdahl, and Fares J. Abu-Dakka. "Model-based variable impedance learning control for robotic manipulation." *Robotics and Autonomous Systems* 170 (2023): 104531.
- [14] Farrokhi, Mohammad, and Horiyeh Mazdarani. "Adaptive Neuro-Predictive Position/Velocity Control of Robot Manipulators in Work Space." *Intelligent Systems in Electrical Engineering* 4.4 (2014).
- [15] Wang, Tong, Huijun Gao, and Jianbin Qiu. "A combined adaptive neural network and nonlinear model predictive control for multirate networked industrial process control." *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 27.2 (2015): 416-425.
- [16] Du, Xinxin, Kok Kiong Tan, and Kyaw Ko Ko Htet. "Development of a genetic algorithm based nonlinear model predictive scheme." *2015 10th Asian Control Conference (ASCC)*. IEEE, 2015.
- [17] J.J. Craig, "Introduction to Robotics Mechanics and Control", Pearson Education International, third Edition 2005.

Giới thiệu tác giả:



Tác giả Lưu Thị Huế tốt nghiệp đại học ngành sư phạm kỹ thuật điện và ngành tự động hóa tại Đại học Bách khoa vào năm 2005 và 2008; nhận bằng Thạc sĩ ngành tự động hóa tại Đại học Công nghiệp Thái Nguyên vào năm 2010; nhận bằng Tiến sĩ ngành kỹ thuật điều khiển và tự động hóa tại Đại học Bách khoa Hà Nội vào năm 2022. Hiện nay tác giả công tác tại Trường Đại học Điện Lực.

Lĩnh vực nghiên cứu: điều khiển phi tuyến, điều khiển các hệ thống chuyển động trong công nghiệp, điều khiển robot, điều khiển hệ thống đa robot.

