

# NGHIÊN CỨU BỘ QUAN SÁT BỀN VỮNG THÍCH NGHI VÀ MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO CHO ROBOT LIÊN KẾT ĐƠN

## RESEARCH ON ADAPTIVE ROBUST OBSERVERS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR SINGLE LINK ROBOT

PHAN NHỰT TÂN\*, PHẠM THANH TÙNG

Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vĩnh Long

\*Tác giả liên hệ: tanpn@vlute.edu.vn

Nhận bài(Received): 16/01/2025; Phản biện(Reviewed): 26/02/2025; Chấp nhận(Accepted): 02/03/2025

### TÓM TẮT

Bài báo thiết kế bộ quan sát bền vững thích nghi dựa vào mạng nơ-ron nhân tạo (mạng nơ-ron hàm cơ sở xuyên tâm) cho robot liên kết đơn. Mạng nơ-ron RBF được sử dụng để ước lượng các hàm phi tuyến chưa biết trong phương trình toán học của robot. Các trọng số của mạng nơ-ron được cập nhật trực tuyến. Với bộ quan sát mạng nơ-ron, bộ điều khiển thích nghi tốc độ có thể được thực hiện mà không cần thông tin của mô hình. Tính ổn định của sai số ước lượng trạng thái đã được phân tích. Các kết quả mô phỏng trong MATLAB/Simulink đã cho thấy hiệu quả của bộ quan sát bền vững thích nghi mạng nơ-ron với sai số ước lượng tiến về 0.

**Từ khóa:** bộ quan sát, mạng nơ-ron nhân tạo, thích nghi, robot, MATLAB/Simulink

### ABSTRACT

*This article designs an adaptive robust observer based on an artificial neural network (radial basis function neural network) for a single link robot. The RBF neural network is used to estimate unknown nonlinear functions in the robot's mathematical equations. The weights of the neural network are updated online. With a neural network observer, speedless adaptive control can be implemented without model information. The stability of the state estimation error was analyzed. The simulation results in MATLAB/Simulink have shown the effectiveness of the neural network adaptive robust observer with the estimation error approaching 0.*

**Keywords:** observer, artificial neural network, adaptive, robot, MATLAB/Simulink

### 1. Giới thiệu

Robot công nghiệp (tay máy robot) là một tay máy đa chức năng, có thể được lập trình để thực hiện các nhiệm vụ nguy hiểm và/hoặc lặp đi lặp lại với độ chính xác cao [1]. Tay máy robot hiện nay đóng vai trò quan trọng trong các ngành công nghiệp

và nhà máy thay thế người lao động trong những công việc nguy hiểm, đơn điệu và phức tạp [1]. Robot cũng nhằm đảm bảo hoạt động chính xác, nhanh chóng và tiết kiệm [1], [2].

Trong thực tế, lý thuyết điều khiển thường được dạy với giả định có sẵn các tín

hiệu để hồi tiếp. Tuy nhiên, cảm biến vật lý có những nhược điểm có thể làm suy giảm hệ thống điều khiển [3]. Bộ quan sát có thể được sử dụng để tăng cường hoặc thay thế các cảm biến trong hệ thống điều khiển. Đây là các thuật toán kết hợp các tín hiệu được cảm nhận với kiến thức khác về hệ thống điều khiển để tạo ra các tín hiệu quan sát được nhằm giảm chi phí và cải thiện độ tin cậy, đồng thời cải thiện chất lượng tín hiệu đến từ các cảm biến, cho phép nâng cao hiệu suất điều khiển.

Các kiểu quan sát khác nhau cho robot đã được nhiều nhà khoa học quan tâm nghiên cứu và công bố, chẳng hạn như bộ quan sát nhiễu trượt thích nghi (ASMDO - Adaptive sliding mode disturbance observer) dựa vào điều khiển bền vững cho tay máy robot hướng tới hỗ trợ lắp ráp [4], phương pháp ASMDO loại bỏ tốt ảnh hưởng của nhiễu định kỳ hoặc nhiễu cố định. Tuy nhiên, trong [4] chỉ tập trung quan sát nhiễu để làm giảm ảnh hưởng của các nhiễu loạn gộp lại. Bộ quan sát khoảng thích nghi mạng nơ-ron cho hệ phi tuyến bậc hai [5], mạng nơ-ron được kết hợp với bộ quan sát khoảng để ước lượng khoảng trạng thái không đo được, mạng nơ-ron hàm siêu cơ bản (HBFNN - Hyper basis function neural network) được sử dụng để ước lượng giới hạn dưới và giới hạn trên của hàm phi tuyến chưa biết. Bộ quan sát nơ-ron thích nghi (ANNO - adaptive neural network observer) dựa vào điều khiển trượt cuốn chiếu cho tay máy robot 2 bậc tự do [6], bộ ANNO được sử dụng để giảm ảnh hưởng của sự bất định và nhiễu ngoài, các kết quả xấp xỉ dựa trên bộ quan sát nhiễu đề xuất cho thấy rằng nhiễu loạn gộp có thể được theo dõi một cách hiệu quả. Bộ quan sát ổn định chủ động sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo để tương tác vật lý trực quan giữa con người và robot [7], phương pháp phân

tích thống kê tín hiệu cảm biến (lực và vận tốc) và mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp có khả năng bù phương pháp tiếp cận thống kê tín hiệu cảm biến để đảm bảo nhận dạng rung động trong thời gian thực, các kết quả thực nghiệm của nghiên cứu đã cho kết luận rằng bộ quan sát rung động tích cực, dựa trên cách tiếp cận mạng nơ-ron nhân tạo, cung cấp khả năng phát hiện và giảm thiểu chính xác rung động cơ học hơn là phân tích thống kê.

Mục tiêu của nghiên cứu này là khảo sát và đánh giá hiệu quả của bộ quan sát bền vững thích nghi sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (RBF: Radial Basis Function) áp dụng cho robot liên kết đơn. Phương pháp đề xuất được sử dụng để ước lượng các trạng thái  $x_1, x_2$  (trong [5] chỉ ước lượng khoảng trạng thái) và các hàm phi tuyến chưa biết (trong [5] cũng chỉ ước lượng giới hạn dưới và giới hạn trên của các hàm phi tuyến) trong phương trình toán học của robot.

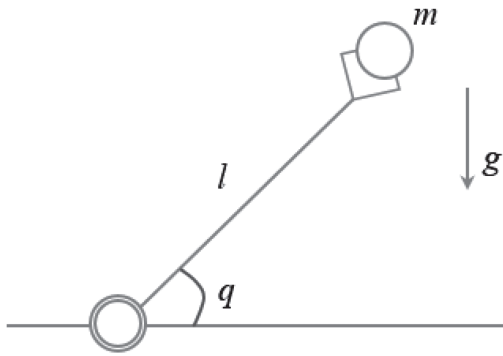
Bài báo được tổ chức gồm 4 phần: mô hình toán học của robot được trình bày trong phần 2, phần 3 trình bày phương pháp thiết kế bộ quan sát bền vững thích nghi mạng nơ-ron nhân tạo và kết luận là phần 4.

## 2. Mô hình toán học của robot

Mô hình robot liên kết đơn đặt trong mặt phẳng thẳng đứng như Hình 1 và phương trình toán học của robot như (1) [8], [9]:

$$\begin{cases} J\ddot{q} + \frac{1}{2}mgl \sin(q) = u \\ y = q \end{cases} \quad (1)$$

trong đó,  $q$  là góc,  $u$  là ngõ vào điều khiển momen xoắn,  $J$  là momen quán tính,  $g$  là gia tốc trọng trường,  $m$  là khối lượng và  $l$  là chiều dài của thanh.



Hình 1. Mô hình robot

Đặt các biến trạng thái như (2) sau:

$$\begin{cases} x_1 = q \\ x_2 = \dot{q} \end{cases} \quad (2)$$

Thế (2) vào (1), ta được (3):

$$\begin{cases} J\ddot{x}_2 + \frac{1}{2}mgl \sin(x_1) = u \\ y = x_1 \end{cases} \quad (3)$$

Không gian trạng thái của robot liên kết đơn như (4) sau:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \left( -\frac{1}{2} \frac{mgl \sin(x_1)}{J} + \frac{1}{J} u \right) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4)$$

Đặt:

$$f(\mathbf{x}) = -\frac{1}{2} \frac{mgl \sin(x_1)}{J} \quad (5)$$

$$g(\mathbf{x}) = \frac{1}{J} \quad (6)$$

Phương trình toán học của robot liên kết đơn với nhiễu được biểu diễn như (7):

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}(f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x})u + d(t)) \\ y = \mathbf{C}^T \mathbf{x} \end{cases} \quad (7)$$

trong đó,  $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2]^T$ ,  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ ,  $d(t) = 0$ ,  $f(\mathbf{x})$  và  $g(\mathbf{x})$  như (5) và (6). Các công thức này

sẽ được sử dụng để thiết kế bộ quan sát bền vững thích nghi mạng nơ-ron nhân tạo cho robot liên kết đơn ở Phần 3.

### 3. Thiết kế bộ quan sát bền vững thích nghi mạng nơ-ron nhân tạo

#### 3.1. Phân tích và thiết kế

Bộ quan sát mạng nơ-ron RBF cho robot liên kết đơn được cho như (7) [8]:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{b}(\hat{f}(\hat{\mathbf{x}}) + \hat{g}(\hat{\mathbf{x}})u + v(t)) + \mathbf{K}(y - \mathbf{C}^T \hat{\mathbf{x}}) \\ \hat{y} = \mathbf{C}^T \hat{\mathbf{x}} \end{cases} \quad (8)$$

trong đó,  $\hat{\mathbf{x}}$  là giá trị quan sát của  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{K} = [k_1 \ k_2]^T$  là vector độ lợi,  $\hat{f}(\hat{\mathbf{x}})$  và  $\hat{g}(\hat{\mathbf{x}})$  là ước lượng của  $f(\mathbf{x})$  và  $g(\mathbf{x})$ ,  $v(t)$  là thành phần bền vững.

Mạng nơ-ron (neural network: NN) được sử dụng để ước lượng  $f(\mathbf{x})$  và  $g(\mathbf{x})$  trong (8). Các hàm phi tuyến liên tục chưa biết trong hệ thống có thể được biểu diễn bằng mạng RBF với các trọng số lý tưởng không đổi  $\mathbf{W}^*$  và đủ số lượng các hàm cơ sở  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ , đó là:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{W}_1^* \mathbf{h}_1(\mathbf{x}) + \varepsilon_1(\mathbf{x}), \quad \varepsilon_1(\mathbf{x}) \leq \varepsilon_1, \quad (9)$$

$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{W}_2^* \mathbf{h}_2(\mathbf{x}) + \varepsilon_2(\mathbf{x}), \quad \varepsilon_2(\mathbf{x}) \leq \varepsilon_2,$$

trong đó,  $\varepsilon_1(\mathbf{x})$  và  $\varepsilon_2(\mathbf{x})$  là các sai số tái cấu trúc mạng nơ-ron.

Giả sử các trọng số mong muốn  $\mathbf{W}_1^*$  và  $\mathbf{W}_2^*$  bị giới hạn bởi các giá trị đã biết là:

$$\|\mathbf{W}_i^*\|_{i,F} \leq \mathbf{W}_{i,M}, \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

Các ước lượng hàm NN của  $f(\mathbf{x})$  và  $g(\mathbf{x})$  được cho bởi:

$$\begin{cases} \hat{f}(\hat{\mathbf{x}}) = \hat{\mathbf{W}}_1^T \mathbf{h}_1(\hat{\mathbf{x}}) \\ \hat{g}(\hat{\mathbf{x}}) = \hat{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{h}_2(\hat{\mathbf{x}}) \end{cases} \quad (11)$$

trong đó,  $\hat{\mathbf{W}}_1$  và  $\hat{\mathbf{W}}_2$  là giá trị trọng số ước lượng,  $\tilde{\mathbf{W}}_i = \mathbf{W}_i^* - \hat{\mathbf{W}}_i$  ( $i = 1, 2$ ).

Để chứng minh độ ổn định của bộ quan

sát RBF thích nghi, nghiên cứu giả sử ngõ vào điều khiển  $u(t)$  bị giới hạn bởi hằng số dương  $|u(t)| \leq u_d$ . Bộ quan sát được thiết kế như sau:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + b(\hat{W}_1^T \hat{h}_1 + \hat{W}_2^T \hat{h}_2 u - v_1 - v_2) + K(y - C\hat{x}) \\ \hat{y} = C^T \hat{x} \end{cases} \quad (12)$$

trong đó, thành phần bền vững được cho bởi:

$$v_i(t) = -D_i \frac{\tilde{y}}{|\tilde{y}|}, \quad i = 1, 2 \quad (13)$$

với  $D_1 \geq \beta_1 \sigma_M$ ,  $D_2 \geq \beta_2 \sigma_M u_d$ ,  $\sigma_M = \sigma_{\max}[L^{-1}(s)]$ ,  $\sigma_{\max}[\cdot]$  là giá trị đơn lẻ lớn nhất.  $L^{-1}(s)$  là hàm truyền thích hợp với các cực ổn định, và  $L(s)$  được chọn sao cho  $H(s)L(s)$  là SPR (Strictly Positive Real).

Luật thích nghi của RBF được thiết kế như sau:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \tilde{x}(0)e^{\int_0^t (A-KC^T)dt} + e^{\int_0^t (A-KC^T)dt} \int_0^t b\tilde{u}(\tau)e^{-\int_0^\tau (A-KC^T)d\tau} d\tau \quad (17)$$

$$\text{Chọn } \Phi(t, 0) = e^{\int_0^t (A-KC^T)dt},$$

$$\Phi(t, \tau) = e^{\int_0^t (A-KC^T)dt - \int_0^\tau (A-KC^T)d\tau},$$

phương trình (17) trở thành:

$$\tilde{x}(t) = \Phi(t, 0)\tilde{x}(0) + \int_0^t \Phi(t, \tau)b\tilde{u}(\tau)d\tau \quad (18)$$

Do đó:

$$e^{\int_0^t (A-KC^T)dt} e^{-\int_0^\tau (A-KC^T)d\tau} = e^{(A-KC^T)} e^{-(t-\tau)}$$

$$= e^{A(t-\tau)} \times e^{-KC^T(t-\tau)} = m_0 e^{-\alpha(t-\tau)} \quad (19)$$

Trong đó,  $m_0 = e^{A(t-\tau)}$ ,  $\alpha = KC^T$ , nên  $\Phi(t, \tau)$  được bao bởi  $m_0 e^{-\alpha(t-\tau)}$  với  $m_0$  và  $\alpha$  là các hằng số dương.

**Bước 2:** Phân tích hội tụ của  $\tilde{x}$

Từ Bổ đề 2 [8] và (15):

$$\begin{aligned} \dot{\hat{W}}_1 &= F_1 \hat{h}_1 \tilde{y} - \kappa_1 F_1 |\tilde{y}| \hat{W}_1 \\ \dot{\hat{W}}_2 &= F_2 \hat{h}_2 \tilde{y} u - \kappa_2 F_2 |\tilde{y}| \hat{W}_2 \end{aligned} \quad (14)$$

trong đó,  $F_i = F_i^T$ ,  $\kappa_i > 0$ ,  $i = 1, 2$ .

Sai số ước lượng trạng thái  $\tilde{x}(t)$  và các sai số ước lượng trọng số NN  $\hat{W}_1(t)$  và  $\hat{W}_2(t)$  là UUB

Bây giờ, nghiên cứu tiến hành phân tích ổn định của  $\tilde{x}$  trong 2 bước như sau:

**Bước 1:** Nghiệm của  $\tilde{x}$

Phương trình (12) có thể được viết lại như sau:

$$\dot{\tilde{x}} = (A - KC^T)\tilde{x} + b\tilde{u} \quad (15)$$

Nghiệm của  $\dot{\tilde{x}} = (A - KC^T)\tilde{x}$  là:

$$\tilde{x}(t) = \tilde{x}(0)e^{\int_0^t (A-KC^T)dt} \quad (16)$$

Nên nghiệm của (15) là:

$$\|\tilde{x}(t)\| \leq k_1 + k_2 \|\tilde{u}\|_2^\alpha, \quad \forall t \geq 0 \quad (20)$$

Trong đó,

$$\begin{aligned} \|\tilde{u}\|_2^\alpha &= \left\| \tilde{W}_1^T \hat{h}_1 + w_1 + \varepsilon_1 \right. \\ &\quad \left. + \left[ \tilde{W}_2^T \hat{h}_2 + w_2 + \varepsilon_2 \right] u + d + v_1 + v_2 \right\|_2^\alpha \end{aligned}$$

Định nghĩa:

$$c = w_1 + \varepsilon_1 + [w_2 + \varepsilon_2]u + d + v_1 + v_2 \quad (21)$$

Nên

$$\begin{aligned} \|\tilde{u}\|_2^\alpha &= \left\| \tilde{W}_1^T \hat{h}_1 + \tilde{W}_2^T \hat{h}_2 u + c \right\|_2^\alpha \\ &\leq \left\| \tilde{W}_1^T \hat{h}_1 \right\|_2^\alpha + \left\| \tilde{W}_2^T \hat{h}_2 u \right\|_2^\alpha + c_4 \end{aligned} \quad (22)$$

với  $\|c\|_2^\alpha \leq c_4$

vì

$$\|Ax\|_2 \leq \|A\|_F \|x\|_2 \quad (23)$$

$$\|x\|_2^\alpha = \sqrt{\int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} x^T(\tau) x(\tau) d\tau} \quad (24)$$

Nên:

$$\begin{aligned} \|\tilde{W}_1^T \hat{h}_1\|_2^\alpha &\leq \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \|\hat{h}_1\|_2^\alpha = \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \sqrt{\int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} \hat{h}_1 \hat{h}_1^T d\tau} = \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \|\hat{h}_1\| \sqrt{\int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} d\tau} \\ &= \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \|\hat{h}_1\| \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \sqrt{\int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} d(-\alpha(t-\tau))} \\ &= \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \|\hat{h}_1\| \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \sqrt{1-e^{-\alpha t}} \leq \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_5 \end{aligned} \quad (25)$$

Tương tự.

$$c_6 = \|\hat{h}_2\| \sqrt{1-e^{-\alpha t}} u_d.$$

$$\|\tilde{W}_2^T \hat{h}_2 u\|_2^\alpha \leq \|\tilde{W}_2^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_6 \quad (26)$$

Lúc này:

$$\|\tilde{u}\|_2^\alpha \leq \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_5 + \|\tilde{W}_2^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_6 + c_4 \quad (27)$$

trong đó,  $c_5 = \|\hat{h}_1\| \sqrt{1-e^{-\alpha t}}$ ,

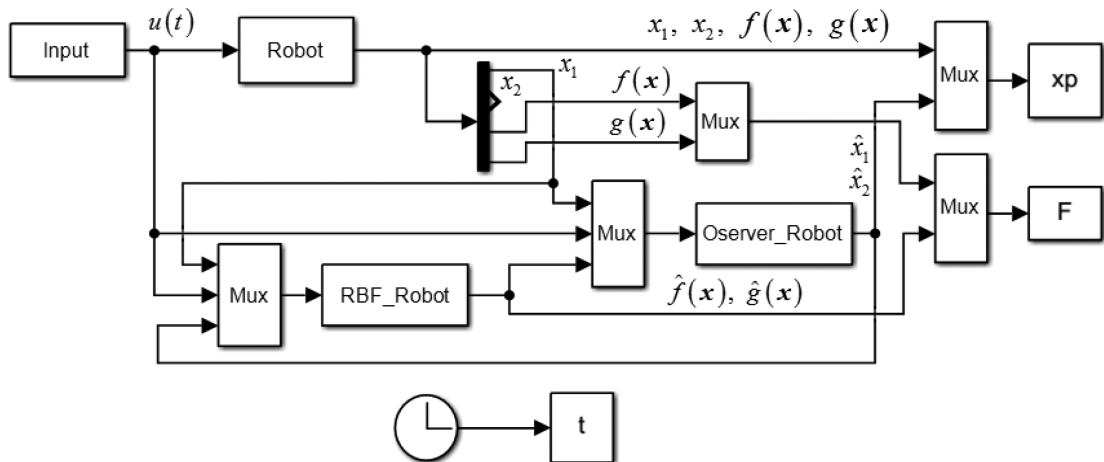
Thế (27) vào (20), ta được:

$$\|\tilde{x}(t)\| \leq k_1 + k_2 \left( \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_5 + \|\tilde{W}_2^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_6 + c_4 \right) = c_3 + \left( c_4 + c_5 \|\tilde{W}_1\|_F^\alpha + c_6 \|\tilde{W}_2\|_F^\alpha \right) \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \quad (28)$$

Trong đó,  $c_3 = k_1$ ,  $c_4 = k_2 c_4$ ,  $c_5 = k_2 c_5$ ,  $c_6 = k_2 c_6$ ,  $c_4, c_5, c_6$  là các hằng số dương.

Sơ đồ mô phỏng bộ quan sát mạng nơ-ron RBF bền vững thích nghi (AR-RBF-O) cho robot trong MATLAB/Simulink được trình bày như Hình 2.

### 3.2. Kết quả và thảo luận



Các thông số của hệ thống như sau:  $m = 1(kg)$ ,  $l = 1(m)$ ,  $J = 0,5(kgm^2)$  và  $g = 9,8(m/s^2)$ . Các thông số của bộ AR-RBF-O như sau:  $L^{-1}(s) = \frac{1}{s+3}$ ,  $K = [500 \ 900]$ ,

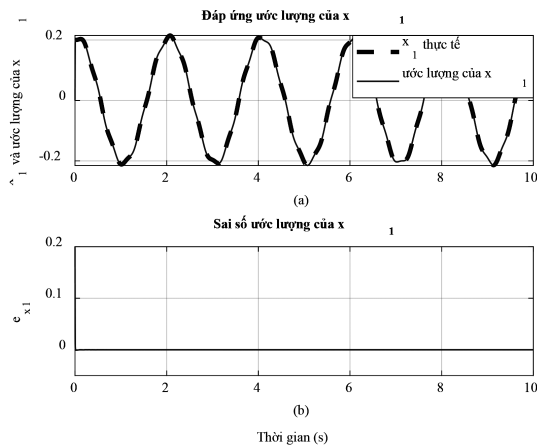
$F_1 = \text{diag}[5 \times 10^5]$ ,  $F_2 = \text{diag}[5 \times 10^4]$ ,  $\kappa_1 = \kappa_2 = 0,001$ ,  $D = 2,0$ ,  $x(0) = [0 \ 0,5]^T$ ,  $\hat{x}(0) = [0,1 \ 0]^T$ ,  $u(t) = \sin(20t) + \cos(20t)$ ,  $d(t) = 0$ , giá trị trọng số ban đầu là 0. Ngõ

vào của mạng RBF là  $[\hat{x}_1 \ \hat{x}_2]^T$  với cấu trúc 2-7-1, các hàm Gauss là

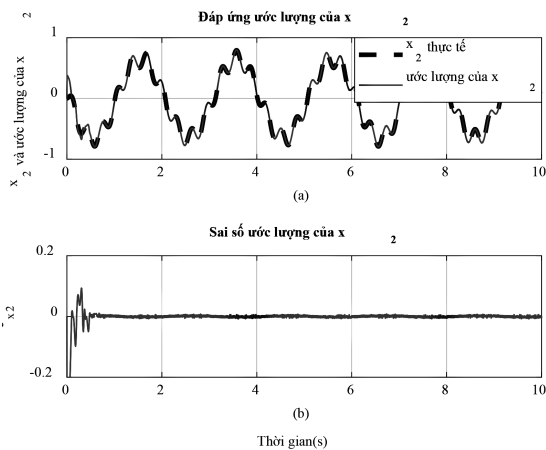
$$c_1 = \frac{1}{3}[-3 \ -2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3],$$

$$c_2 = \frac{2}{3}[-3 \ -2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3],$$

$$b_j = 5, \ j = 1, \dots, 7.$$



Hình 3. Đáp ứng và sai số ước lượng của  $x_1$



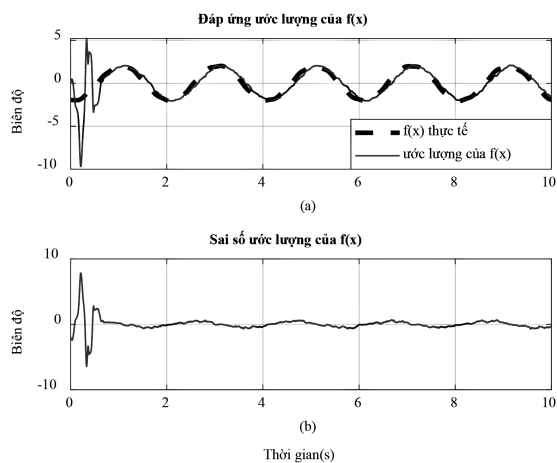
Hình 4. Đáp ứng và sai số ước lượng của  $x_2$

Đáp ứng và sai số ước lượng của  $x_1$  (vị trí) và  $x_2$  (tốc độ) với bộ quan sát bền vững thích nghi mạng nơ-ron RBF được trình bày như Hình 3 và Hình 4. Tín hiệu ước lượng của  $x_1$  hội tụ về  $x_1$  thực tế (Hình 3a) với sai số tiến về 0 (Hình 3b), tương tự tín hiệu ước lượng của  $x_2$  hội tụ về  $x_2$  thực tế (Hình 4a) với sai số dao động nhỏ (trong

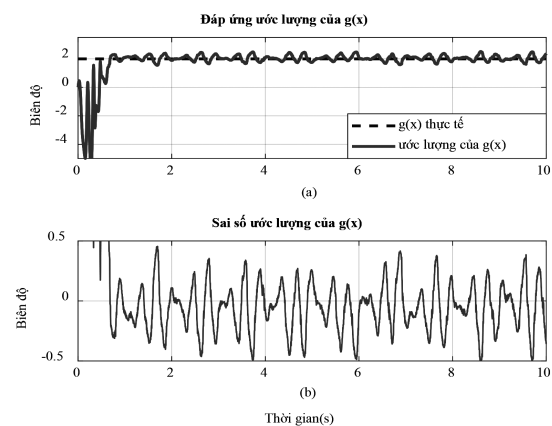
khoảng -0,0035 đến 0,0011-Hình 4b). Thời gian tăng và sai số ước lượng với bộ AR-RBF-O áp dụng cho robot được trình bày như Bảng 1.

Bảng 1. Thời gian tăng và sai số ước lượng với bộ AR-RBF-O áp dụng cho robot

Tín hiệu	Thời gian tăng (ms)	Sai số ước lượng
$x_1$	588,631	0
$x_2$	377,994	Dao động trong khoảng -0,0035 đến 0,0011
$f(x)$	175,99	Dao động trong khoảng -0,5 đến 0,5
$g(x)$	31,371	Dao động trong khoảng 1,8 đến 2,4

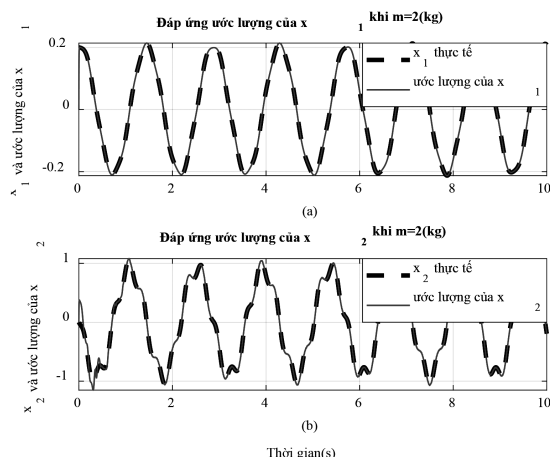


Hình 5. Đáp ứng và sai số ước lượng của  $f(x)$

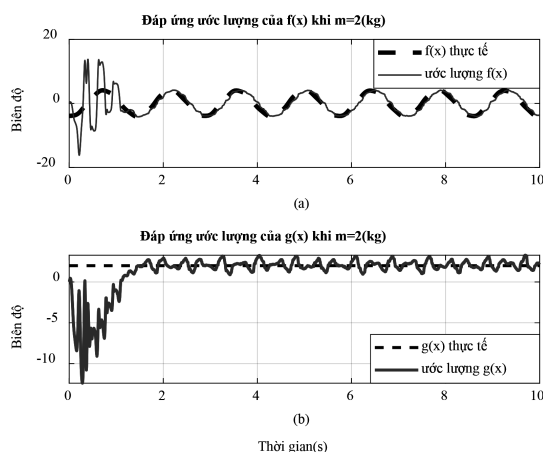


Hình 6. Đáp ứng và sai số ước lượng của  $g(x)$

Hình 5 và Hình 6 biểu diễn đáp ứng và sai số ước lượng của  $f(x)$  và  $g(x)$ . Quan sát Hình 5 và Hình 6 ta thấy rằng sai số không đáng kể xuất hiện trong việc ước lượng  $f(x)$  và  $g(x)$ . Nguyên nhân sai số tham số không hội tụ có thể được giải thích bởi sự đơn giản của nhiệm vụ bám: việc bám tiệm cận có thể đạt được bằng nhiều giá trị có thể có của tham số ước tính  $\hat{J}$ ,  $\hat{m}$ ; bên cạnh tham số thực  $J$ ,  $m$ . Vì vậy, tham số luật thích nghi không bận tâm đến việc tìm ra thông số thực sự. Mặt khác, sự hội tụ của sai số tham số do độ phức tạp của nhiệm vụ bám.



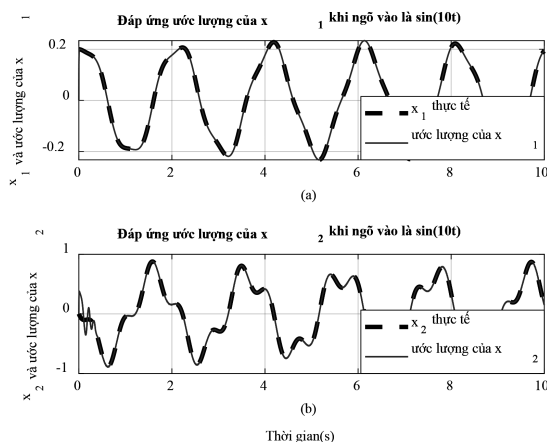
Hình 7. Đáp ứng ước lượng của  $x_1$  và  $x_2$  khi  $m=2(kg)$



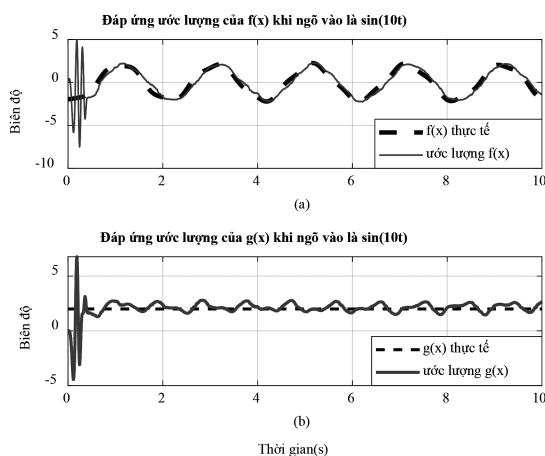
Hình 8. Đáp ứng ước lượng của  $f(x)$  và  $g(x)$  khi  $m=(2kg)$

Nghiên cứu tiến hành khảo sát đáp ứng ước lượng của bộ quan sát đề xuất khi khối

lượng  $m$  tăng từ 1(kg) lên 2(kg) và ngõ vào thay đổi ( $\sin(10t)$ ). Các đáp ứng ước lượng của  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $f(x)$  và  $g(x)$  tiến về các giá trị thực tế như Hình 7, Hình 8, Hình 9 và Hình 10. Điều này chứng tỏ hiệu quả của bộ quan sát bền vững thích nghi mạng nơ-ron RBF.



Hình 9. Đáp ứng ước lượng của  $x_1$  và  $x_2$  khi ngõ vào là  $\sin(10t)$



Hình 10. Đáp ứng ước lượng của  $f(x)$  và  $g(x)$  khi ngõ vào  $\sin(10t)$

#### 4. Kết luận

Nghiên cứu đã thiết kế được bộ quan sát bền vững thích nghi dựa vào mạng nơ-ron RBF cho robot liên kết đơn. Mạng nơ-ron RBF đã ước lượng hiệu quả các trạng thái  $x_1$ ,  $x_2$  và các hàm  $f(x)$ ,  $g(x)$  trong mô hình toán học của robot. Các kết quả mô phỏng trong MATLAB/Simulink đã thể hiện các đáp ứng ước lượng tiến về các giá trị thực

tế với sai số ước lượng tiến về 0. Ngoài ra, bộ quan sát đề xuất cũng cho thấy hiệu quả trong trường hợp khảo sát khi khối lượng  $m$  tăng từ 1(kg) lên 2(kg) và ngõ vào thay đổi ( $\sin(10t)$ ). Bộ quan sát bền vững thích nghi dựa vào mạng nơ-ron RBF trong nghiên

cứu này có thể được áp dụng cho hệ con lắc ngược hoặc các hệ thống khác. Trong thời gian tới, nghiên cứu sẽ tiến hành điều khiển bám quỹ đạo cho robot sử dụng bộ điều khiển trượt với bộ quan sát bền vững thích nghi mạng nơ-ron nhân tạo.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] P. Bhavagna Sai Rajeev and Mr. K. Rajesh Babu (2022). *Dynamic analysis of single link and R-P manipulators*. International Journal of Science, Technology and Management (IJSTM), 11(10), 30–39.
- [2] T. S. Lee and E. A. Alandoli (2020). *A critical review of modelling methods for flexible and rigid link manipulators*. J Braz. Soc. Mech. Sci. Eng., 42(10), 1–14, doi: 10.1007/s40430-020-02602-0.
- [3] George Ellis (2002). *Observers in Control Systems*. Academic Press.
- [4] R.-D. Xi, X. Xiao, T.-N. Ma, and Z.-X. Yang (2022). *Adaptive Sliding Mode Disturbance Observer Based Robust Control for Robot Manipulators Towards Assembly Assistance*. IEEE Robot. Autom. Lett., 7(3), 6139–6146, doi: 10.1109/LRA.2022.3164448.
- [5] Z. Yi, W. Xie, L. Liu, and B. Xu (2022). *A neural network adaptive interval observer design for nonlinear systems*. IET Control Theory & Appl, 16(6), 615–624, doi: 10.1049/cth2.12258.
- [6] R.-D. Xi, T.-N. Ma, X. Xiao, and Z.-X. Yang (2024). *Design and implementation of an adaptive neural network observer-based backstepping sliding mode controller for robot manipulators*. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 46(6), 1093–1104, doi: 10.1177/01423312231190169.
- [7] M. A. Sassi, M. J.-D. Otis, and A. Campeau-Lecours (2017). *Active stability observer using artificial neural network for intuitive physical human-robot interaction*. International Journal of Advanced Robotic Systems, 14(4), 1–16, doi: 10.1177/1729881417727326.
- [8] Y. H. Kim, F. L. Lewis, and C. T. Abdallah (1997). *A dynamic recurrent neural-network-based adaptive observer for a class of nonlinear systems*. Automatica, 33(8), 1539–1543, doi: 10.1016/S0005-1098(97)00065-4.
- [9] J. Liu (2013). *Radial Basis Function (RBF) Neural Network Control for Mechanical Systems: Design, Analysis and Matlab Simulation*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.