

BỘ ĐIỀU KHIỂN CẤU TRÚC MÔ HÌNH TIỂU NÃO MỜ TỰ TỔ CHỨC CHO CÁNH TAY ROBOT BẤT ĐỊNH SỬ DỤNG HÀM LIÊN THUỘC GAUSSIAN XẾP CHỖ

NGÔ THANH QUYỀN^{1*}, HOÀNG ĐÌNH KHÔI¹, NGUYỄN ANH TUẤN², BÙI THỊ CẨM QUỲNH¹

¹Khoa Công nghệ Điện, Trường Đại học Công nghiệp Thành phố Hồ Chí Minh

²Công ty TNHH Toàn Cầu Lixil Việt Nam,

*Tác giả liên hệ: ngothanquyen@iuh.edu.vn

DOIs: <https://doi.org/10.46242/jstiuh.v57i03.4390>

Tóm tắt: Bài báo này đề xuất hệ điều khiển thông minh hiệu quả cho đối tượng phi tuyến. Đối tượng được chọn là mô hình hệ cánh tay robot n -link bất kỳ. Hệ cánh tay robot luôn đối mặt với sự thay đổi bất định trong động lực học của nó. Để giải quyết vấn đề này, hệ thống điều khiển thông minh bao gồm bộ điều khiển cấu trúc mô hình mờ tự tổ chức (NSOFC) đóng vai trò chính được xây dựng bằng sự kết hợp bộ điều khiển mô hình tiểu não (CMAC) với phương pháp điều khiển trượt (SMC) để ước lượng bộ điều khiển lý tưởng và bộ điều khiển bù loại đi lỗi xấp xỉ. Điểm đáng chú ý đối với mô hình tiểu não (CMAC) thông thường là việc sử dụng lại dữ liệu trước đó để trộn đồng bộ trạng thái hiện tại để kiểm tra sai số bám đuôi chính xác hơn. Hệ thống điều khiển vừa điều chỉnh on-line thông số mô hình dựa trên lý thuyết ổn định Lyapunov mà vừa tái cấu trúc của bộ điều khiển chính – tăng hoặc giảm các lớp một cách tự động. Cuối cùng, thông qua kết quả thực nghiệm cánh tay robot 2 DOF được cung cấp để chứng minh hiệu quả của hệ thống điều khiển đề xuất.

Từ khóa: Kỹ thuật tự tổ chức, bộ điều khiển mô hình tiểu não, hệ cánh tay robot.

1. GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, các nghiên cứu phát triển xây dựng hệ thống điều khiển cho các hệ thống phi tuyến được chú ý đáng kể trong lĩnh vực robot công nghiệp, nổi bật là hệ cánh tay robot n -link bất kỳ. Hệ cánh tay robot luôn tồn tại sự bất định các tham số cấu trúc và nhiều không cấu trúc, nên rất khó để xây dựng hệ thống điều khiển dựa trên mô hình. Để giải quyết vấn đề này, việc sử dụng phương pháp điều khiển thông minh cho hệ cánh tay robot là giải pháp tối ưu và hiệu quả nhất.

Những nghiên cứu sử dụng mạng neural (NNs) [1-5] hay mạng neural mờ (FNNs) [6] xấp xỉ hệ cánh tay robot bao gồm cả tham số bất định và nhiều ngoài được ứng dụng rộng rãi và sự chú ý đáng kể. Mô hình tiểu não (CMAC) được đề xuất của Albus năm 1975 [7] cho việc nhận dạng và điều khiển cho hệ thống động học phức tạp. C. M. Lin, T. Y. Chen đề xuất bộ điều khiển CMAC tự tổ chức cho hệ thống phi tuyến bất định [4]. Ju Tsao đề xuất mô hình tiểu não sâu (DCMAC) bỏ qua nhiều thích nghi (ANC) năm 2018 [8].

Nghiên cứu này đề xuất hệ FCMAC tự tổ chức mới (NSOFC) cho hệ cánh tay robot bất định. Phương pháp đề xuất cho phép những phương tiện tổng quát hơn RCMAC trong [2-5], [9] phản hồi cục bộ để tìm giá trị ngõ vào cho bộ RFBFs và giá trị trọng số của hypercubes. Phương pháp này sử dụng mặt trượt được tích hợp và xếp chồng GMF trước đó lần GMF hiện tại ở mỗi lớp để tạo thành tổng của hai trạng thái dùng để dự báo các sai số ước lượng. Cấu trúc tự tổ chức được nhúng vào để xác định sự cần thiết của việc tăng hay giảm số lớp hiện tại. Phương pháp được đề xuất tổng quát hơn so với phương pháp hồi tiếp cục bộ, việc sử dụng đơn vị hồi quy để xác định hàm liên thuộc hỗn hợp mới, xác định những giá trị ngõ vào cho RFBFs và trọng số của hypercubes cho CMAC. Phương pháp PI thích nghi được sử dụng để điều chỉnh những thông số thích nghi và hàm Lyapunov được sử dụng để cải thiện sự ổn định cho hệ thống. Cuối cùng, những kết quả thực nghiệm của hệ thống cánh tay robot 2 DOF để chứng minh hiệu quả của phương pháp được đề xuất.

2. MÔ TẢ HỆ THỐNG

Nhìn chung, phương trình chuyển động của hệ cánh tay robot n khớp quay có thể mô tả như sau:

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

BỘ ĐIỀU KHIỂN CẤU TRÚC...

Với $q, \dot{q}, \ddot{q} \in R^n$ là các vectơ tương ứng của vị trí, vận tốc và gia tốc khớp, $M(q) \in R^{n \times n}$ là ma trận của mô men quán tính, $C(q, \dot{q})$ là ma trận của lực ly tâm và Coriolis, $G(q) \in R^{n \times 1}$ là vectơ của trọng lực, $\tau \in R^{n \times 1}$ là vectơ của momen xoắn được sử dụng.

Giả sử hệ thống hoàn toàn điều khiển được, khi đó tồn tại biểu thức nghịch đảo ma trận của $M(q)$ và phương trình (1) có thể được viết lại như sau:

$$\ddot{q} = -M^{-1}(q)(C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q)) + M^{-1}(q)\tau \quad (2)$$

$$= f(x) + g(x)\tau$$

$$f(x) = \begin{pmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ \vdots \\ f_n(x) \end{pmatrix} = -M^{-1}(q)(C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q)) \in R^{n \times 1},$$

$$g(x) = \begin{pmatrix} g_{11}(x) & \cdots & g_{1n}(x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n1}(x) & \cdots & g_{nn}(x) \end{pmatrix} = M^{-1}(q) \in R^{n \times n}.$$

Với $f(x), g(x)$ là các hàm động học phi tuyến, giá trị của các hàm này là rất khó có thể xác định chính xác do sai số trong đo lường, thông số tải thay đổi, ma sát và nhiễu bên ngoài. Để giải quyết vấn đề này, ta giả sử giá trị thực tế của $f(x), g(x)$ được chia thành: $f_0(x) \in R^{n \times 1}, g_0(x) \in R^{n \times n}$ là thành phần danh định tương ứng của $f(x), g(x)$. Giả sử $l(x)$ là tổng các thành phần bất định chưa biết và bị chặn.

Giả sử rằng hệ cánh tay robot (1) có thể điều khiển được và $g_o(x)$ khả nghịch cho tất cả q .

Phương trình (2) được viết lại như sau:

$$\ddot{q}(t) = f_0(x) + g_0(x)\tau + l(x) \quad (3)$$

Với $x = [q^T \dot{q}^T]^T$ là vectơ tương ứng của vị trí và vận tốc khớp.

Sai số bám được xác định như sau:

$$e \equiv q_d - q \quad (4)$$

Với $q_d = [q_{d1} q_{d2} \dots q_{dn}]^T \in R^n$ là tín hiệu mong muốn. Vector sai số bám của hệ thống khi đó được xác định như sau:

$$\bar{e} \equiv [e^T \dot{e}^T \dots e^{(n-1)T}]^T \in R^{mn} \quad (5)$$

Mặt trượt được định nghĩa như sau:

$$s = e^{n-1} + k_1 e^{n-2} + \dots + k_n \int_0^t e(\tau) d\tau' \quad (6)$$

Với $s(t) = [s_1(t) s_2(t) \dots s_i(t) \dots s_{n_i}(t)] \in R^{n_i}$, trong đó $n_i = m, k_i = \text{diag}(k_{i1} k_{i2} \dots k_{im}) \in R^{m \times m}$ là ma trận hằng số dương, $i = 1, 2, \dots, n$ và $k = [k_1^T \dots k_i^T \dots k_n^T] \in R^{nm \times m}$.

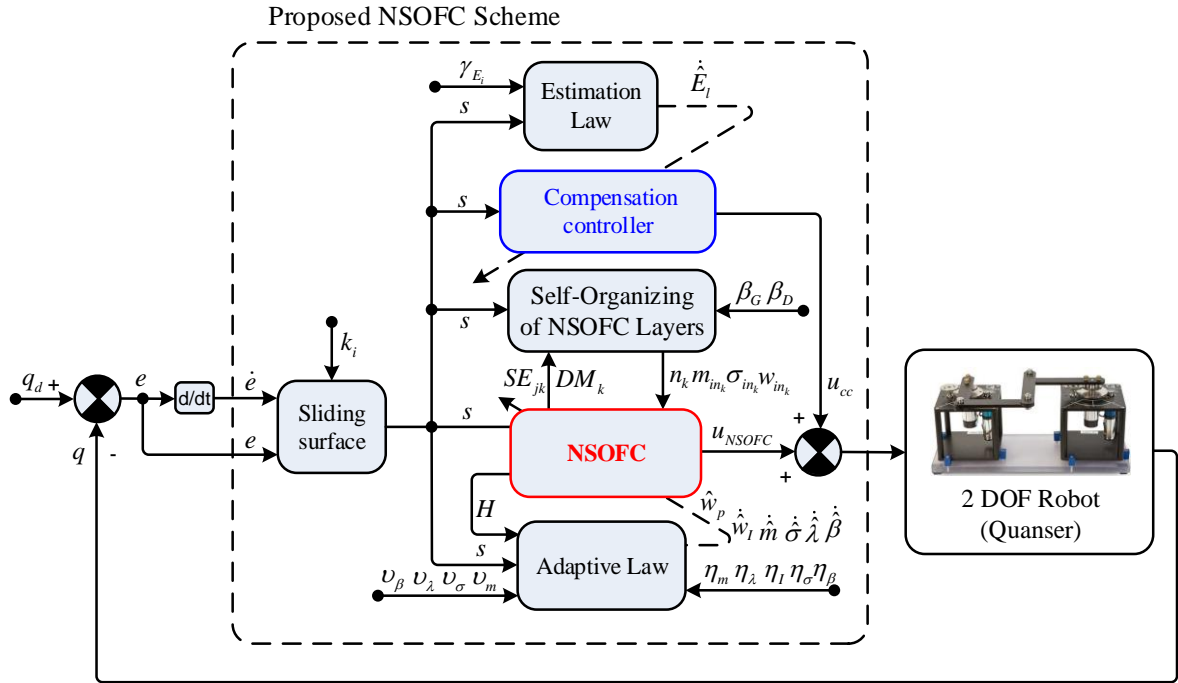
Nếu $f_0(x), g_0(x)$ và $l(x)$ trong (3) được biết chính xác, thì bộ điều khiển lý tưởng thu được như sau:

$$u_{id} = g_o^{-1}(x)[\ddot{q}_d - f_0(x) - l(x) + k^T \bar{e}] \quad (7)$$

Thay thế phương trình (7) vào (2), ta được phương trình động lực học sai số:

$$\dot{s} = e^{(n)} + k^T \bar{e} = 0 \quad (8)$$

Trong (8), sai số bám $\bar{e} \rightarrow 0$ khi $t \rightarrow \infty$ nếu k được lựa chọn phù hợp với tiêu chuẩn ổn định Hurwitz. Tuy nhiên, thông số $l(x)$ thường không thể biết được trong những ứng dụng thực tiễn, vì vậy u_{id} trong (7) không thể tìm được.



Hình 1. Sơ đồ khối của hệ thống điều khiển NSOFC

Vì vậy, NSOFC được sử dụng trong trường hợp này để đạt được điều khiển như mong muốn. Hệ thống điều khiển NSOFC đề xuất trình bày ở hình 1 được mô tả như sau:

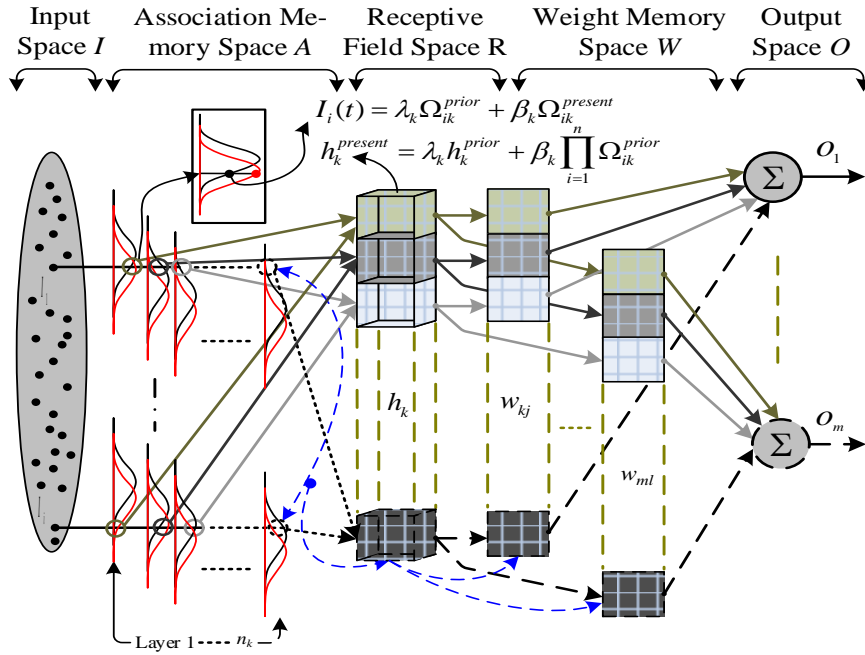
$$u = u_{NSOFC} + u_{cc} \quad (9)$$

Với u_{NSOFC} là bộ điều khiển chính xấp xỉ như bộ điều khiển lý tưởng trong phương trình (7) và bộ điều khiển bù u_{cc} được dùng để ước lượng sai số xấp xỉ.

3. THIẾT KẾ BỘ ĐIỀU KHIỂN ĐỀ XUẤT

3.1. Bộ điều khiển CMAC mờ dựa vào hàm liên thuộc Gaussian xếp chồng:

Một bộ CMAC truyền thống [6] và RCMAC [3-5], [8-11] được sử dụng để điều khiển những hệ cánh tay robot bất định chỉ có một GMF được kích hoạt ở mỗi lớp. Phương pháp đề xuất dùng hai GMF mỗi lớp. Bảng 1 trình bày sự so sánh giữa phương pháp RCMAC hồi tiếp cục bộ và phương pháp đề xuất. Nhận thấy rằng phương pháp đề xuất có hai hệ số điều chỉnh thích nghi λ_k và β_k , vì vậy hệ thống linh hoạt hơn trong việc tìm ra giá trị ngõ vào cho RFBFs và giá trị hypercubes. Đối với một quỹ đạo di chuyển từ trạng thái đang kích hoạt đến trạng thái tiếp theo, thì GMF trước đó vẫn được kích hoạt trong khi GMF hiện tại đang được kích hoạt. Kỹ thuật tự tổ chức cũng được sử dụng để điều chỉnh số lớp trong FCMAC. Nếu sai số vượt ra ngoài khoảng thiết kế ban đầu thì một lớp mới được sinh ra. Cấu trúc của NSOFC sử dụng GMF xếp chồng, được trình bày ở hình 2, nó bao gồm ba ánh xạ liên tiếp và một ngõ ra, được viết như sau:



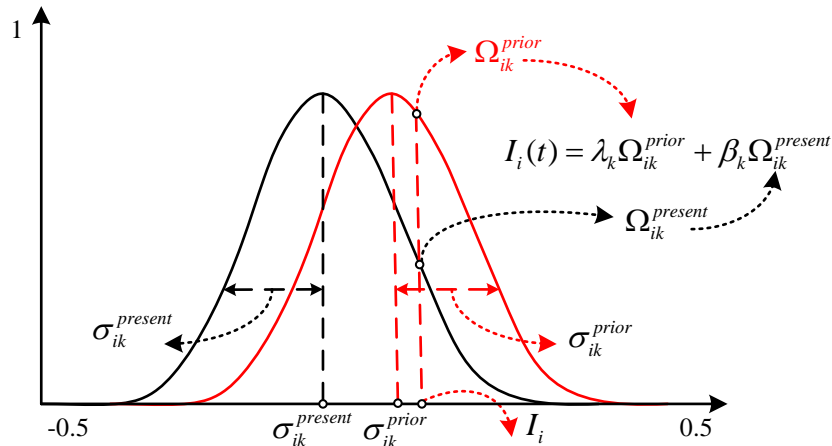
Hình 2. Cấu trúc NSOFC dựa vào GMF xếp chồng được đề xuất

$$\left\{ \begin{array}{l} I \rightarrow A \text{ (Ngõ vào} \rightarrow \text{Bộ nhớ liên kết)} \\ A \rightarrow R \text{ (Bộ nhớ liên kết} \rightarrow \text{Trường tiếp nhận)} \\ R \rightarrow W \text{ (Trường tiếp nhận} \rightarrow \text{Bộ nhớ trọng lượng mạng)} \end{array} \right. \quad (10)$$

Ngõ ra $O: O(I) = WH^{tổng hợp}$, (11)

Những luật điều khiển mờ sau đây được sử dụng cho phương pháp đề xuất:

$$R^{jk}: \text{If } I_1 \text{ is } \Omega_{1k}, I_2 \text{ is } \Omega_{2k}, \dots, \text{ and } I_{n_i} \text{ is } \Omega_{n_{ik}}, \text{ then} \\ \hat{w}_{jk} = v_P(\hat{w}_{jkP}) + v_I(\hat{w}_{jkI}) \\ \text{for } j = 1, 2, \dots, m, \text{ and } k = 1, 2, \dots, n_k. \quad (12)$$



Hình 3. Hai GMF xếp chồng để tính RFBF hỗn hợp

1. Biến trạng thái vào $I = [I_1 I_2 \dots I_{n_i}]^T$ kết nối với một bộ nhớ liên kết A, chỉ chứa một khối mỗi lớp. Mỗi biến trạng thái vào được sắp xếp trong một khối của mỗi lớp. Ở mỗi khối, có hai GMF xác định một RFBF hỗn hợp. Hai GMF này được trình bày ở hình 3 được sử dụng: $\Omega_{ik}^{present}$ và Ω_{ik}^{prior} . Giá trị Ω_{ik}^{prior} được lưu trong bộ nhớ và những giá trị $\Omega_{ik}^{present}$, Ω_{ik}^{prior} được tính toán như sau:

$$\Omega_{ik}^{prior}(I_i) = \exp \left[-\frac{(I_i - m_{ik}^{prior})^2}{(\sigma_{ik}^{prior})^2} \right], \quad i = 1, 2, \dots, n_i, k = 1, 2, \dots, n_k \quad (13)$$

$$\Omega_{ik}^{present}(I_i) = \exp \left[-\frac{(I_i - m_{ik}^{present})^2}{(\sigma_{ik}^{present})^2} \right], \quad i = 1, 2, \dots, n_i, k = 1, 2, \dots, n_k \quad (14)$$

Giá trị ngõ vào cho RFBF được tính toán như sau:

$$I_i(t) = \lambda_k \Omega_{ik}^{prior} + \beta_k \Omega_{ik}^{present} \quad (15)$$

Với $\Omega_{ik}^{present}$ là RFBF hiện tại, $m_{ik}^{present}$ là giá trị trung bình mean và $\sigma_{ik}^{present}$ là phương sai cho lớp thứ k tương ứng với biến ngõ vào thứ i với trạng thái hiện tại. Tương tự, Ω_{ik}^{prior} là RFBF trước đó, m_{ik}^{prior} là giá trị trung bình và σ_{ik}^{prior} là phương sai cho trạng thái trước đó. λ_k và β_k là hai độ lợi dự báo thích nghi.

Trạng thái trước được lưu trữ trong bộ nhớ như là một dự báo cho trạng thái tiếp theo. Vì vậy, khi trạng thái hiện tại được kích hoạt, thì nó kết hợp với trạng thái trước đó để dự báo cho trạng thái tiếp theo.

2. Ví dụ hình 4 miêu tả không gian 2D, ngõ ra từ NSOFC là tổng giá trị trong hypercubes, của trạng thái hiện tại là (6, 5) và trạng thái trước đó là (5, 4). Một hypercube tổng hợp $H^{tổng\ hợp}$ được tính như sau:

$$H^{tổng\ hợp} \equiv H = \lambda H^{prior} + \beta H^{present} = \lambda_k H_k^{prior} + \beta_k \prod_{i=1}^{n_i} \Omega_{ik}^{present} \quad (16)$$

Bảng 1: So sánh giữa phương pháp đề xuất và RCMAC hồi tiếp cục bộ

	Giá trị ngõ vào của RFBF	λ_k	β_k
RCMAC hồi tiếp cục bộ [11],[13]	$I_i(t) = \lambda_k \Omega_{ik}^{prior} + \beta_k I_i = \lambda_k \Omega_{ik}^{prior} + I_i$	Điều chỉnh trực tuyến	Bảng 1
Phương pháp đề xuất	$I_i(t) = \lambda_k \Omega_{ik}^{prior} + \beta_k \Omega_{ik}^{present}$	Điều chỉnh trực tuyến	Điều chỉnh trực tuyến

(a)

Giá trị của khối hypercube	
RCMAC hồi tiếp cục bộ [11],[13]	$H^{tổng\ hợp} = \prod_{i=1}^n \Omega_{ik}^{present} = \prod_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(I_i - m_{ik}^{present})^2}{(\sigma_{ik}^{present})^2} \right]$
Phương pháp đề xuất	$H^{tổng\ hợp} = \lambda_k h_k^{prior} + \beta_k \prod_{i=1}^n \Omega_{ik}^{present}$ $= \lambda_k h_k^{prior} + \beta_k \prod_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(I_i - m_{ik}^{present})^2}{(\sigma_{ik}^{present})^2} \right]$

(b)

Với $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k, \dots, \lambda_{n_k}]$ và $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k, \dots, \beta_{n_k}]$ là các trọng số dự báo thích nghi cho khối hypercube trước đó và hiện tại.

$H^{prior} = \prod_{i=1}^{n_i} \Omega_{ik}^{prior} = [h_1^{prior} h_2^{prior} \dots h_k^{prior} \dots h_{n_k}^{prior}]$ là giá trị của hypercubes trước đó.

$H^{present} = \prod_{i=1}^{n_i} \Omega_{ik}^{present} = [h_1^{present} h_2^{present} \dots h_k^{present} \dots h_{n_k}^{present}]^T$ là giá trị hiện tại của hypercubes.

hypercubes.

$H = \lambda H^{prior} + \beta H^{present} = [h_1, h_1, h_2, \dots, h_k, \dots, h_{n_k}]^T \in \mathcal{R}^{n^k}$ là giá trị tổng hợp của hypercubes trước đó và hiện tại.

3. Đối với NSOFC, độ lợi của trọng số w và hypercube h được tính $v_{jk} = w_{jk} h_k$, với w_{jk} là trọng số của hypercubes thứ k tương ứng với ngõ ra thứ j .

4. Ngõ ra thứ j của NSOFC được thể hiện như sau:

$$u = O = W^T H = [w_1 w_2 \dots w_j \dots w_m]^T \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_{n_k} \end{bmatrix} \quad (17)$$

BỘ ĐIỀU KHIỂN CẤU TRÚC...

$$u = O_j = W^T[\lambda H^{prior} + \beta H^{present}], j = 1, 2, \dots, m \quad (18)$$

Với $W = [w_1 w_2 \dots w_j \dots w_m]$, $w_j = [w_{1j} w_{2j} \dots w_{n_k j}]^T$.

Thiết kế một bộ điều khiển tối ưu u^* :

$$u_{id} = u^* + \Delta = W^{*T} H^* + \Delta \quad (19)$$

Với Δ là sai số xấp xỉ và W^* , H^* , m^* và σ^* đại diện cho ma trận và vector thông số tối ưu tương ứng của W , H , m và σ . Trong thực tiễn, những vector và ma trận tối ưu này khó có thể tìm được giá trị xấp xỉ gần nhất với bộ điều khiển lý tưởng, vì vậy giá trị của \hat{u} được ước lượng trực tuyến để xác định u^* .

Hàm ước lượng \hat{u} được tính như sau:

$$\hat{u} = \hat{W}^T \hat{H} \quad (20)$$

Với \hat{W} và \hat{H} là ma trận và vector thông số ước lượng tương ứng với W^* , H^* và \hat{m} , $\hat{\sigma}$, $\hat{\lambda}$, $\hat{\beta}$ là những vector thông số tương ứng với m^* , σ^* , λ^* và β^* .

Sai số ước lượng được xác định như sau:

$$\tilde{u} = u_{id} - \hat{u}_{NSOFC} = W^{*T} H^* - \hat{W}^T \hat{H} + \Delta = \tilde{W}^T \tilde{H} + \tilde{W}^T \tilde{H} + \tilde{W}^T \hat{H} + \Delta \quad (21)$$

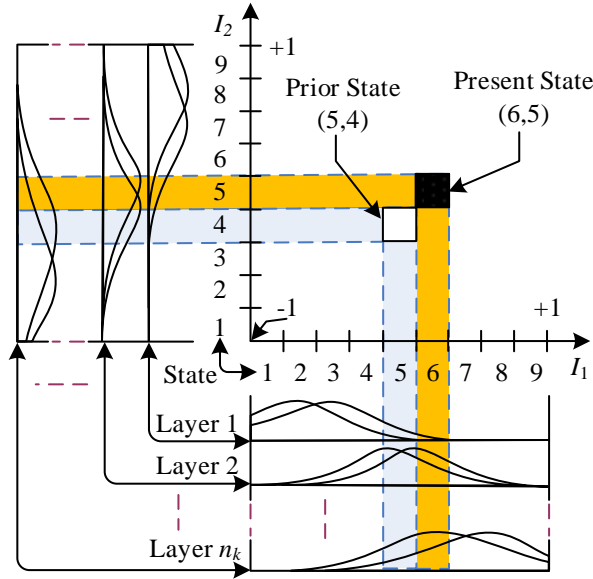
Với $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ và $\tilde{H} = H^* - \hat{H}$. Khai triển Taylor được sử dụng để chuyển đổi hàm phi tuyến thành hàm tuyến tính[12]:

$$\tilde{H} = H_m \tilde{m} + H_\sigma \tilde{\sigma} + H_\lambda \tilde{\lambda} + H_\beta \tilde{\beta} + \Theta \quad (22)$$

Với $\tilde{m} = m^* - \hat{m}$, $\tilde{\sigma} = \sigma^* - \hat{\sigma}$, $\tilde{\lambda} = \lambda^* - \hat{\lambda}$, $\tilde{\beta} = \beta^* - \hat{\beta}$, Θ là một vector bậc cao,

$$H_m = \left[\frac{\partial h_1}{\partial m} \frac{\partial h_2}{\partial m} \dots \frac{\partial h_{n_k}}{\partial m} \right]^T \Big|_{m=\hat{m}}, H_\sigma = \left[\frac{\partial h_1}{\partial \sigma} \frac{\partial h_2}{\partial \sigma} \dots \frac{\partial h_{n_k}}{\partial \sigma} \right]^T \Big|_{\sigma=\hat{\sigma}},$$

$$H_\lambda = \left[\frac{\partial h_1}{\partial \lambda} \frac{\partial h_2}{\partial \lambda} \dots \frac{\partial h_{n_k}}{\partial \lambda} \right]^T \Big|_{\lambda=\hat{\lambda}}, H_\beta = \left[\frac{\partial h_1}{\partial \beta} \frac{\partial h_2}{\partial \beta} \dots \frac{\partial h_{n_k}}{\partial \beta} \right]^T \Big|_{\beta=\hat{\beta}},$$



Hình 4. Cấu tạo 2D của NSOFC dựa trên cơ sở GMF xếp chồng

Thế (22) vào (21), ta được

$$\begin{aligned} \tilde{u} &= \tilde{W}^T \tilde{H} + \tilde{W}^T (H_m \tilde{m} + H_\sigma \tilde{\sigma} + H_\lambda \tilde{\lambda} + H_\beta \tilde{\beta} + \Theta) + \tilde{W}^T \hat{H} + \Delta \\ &= \tilde{W}^T \hat{H} + \tilde{m}^T H_m^T \tilde{W} + \tilde{\sigma}^T H_\sigma^T \tilde{W} + \tilde{\lambda}^T H_\lambda^T \tilde{W} + \tilde{\beta}^T H_\beta^T \tilde{W} + \tilde{W}^T \Theta + \tilde{W}^T \tilde{H} + \Delta \end{aligned} \quad (23)$$

Để tăng tính hội tụ cho trọng số ngõ ra W^* , được tách thành hai phần [2]:

$$W^* = v_p w_p^* + v_i w_i^*, \quad (24)$$

Với w_p^* và w_i^* tương ứng thể hiện thành phần tỷ lệ và tích phân của W^* và $w_i^* = \int_0^t w_p^* dt$, và v_p và v_i là những hằng số dương. \tilde{W} được tách ra làm hai thành phần:

$$\tilde{W} = v_p \tilde{w}_p + v_i \tilde{w}_i \quad (25)$$

Với \hat{w}_P và \hat{w}_I tương ứng là thành phần tỷ lệ và tích phân của \hat{W} và $\hat{w}_I = \int_0^t \hat{w}_P d\tau$. Vì vậy \tilde{W} được tính như sau:

$$\tilde{W} = v_I \tilde{w}_I - v_P \hat{w}_P + v_P w_P^* \quad (26)$$

Với $\tilde{w}_I = w_i^* - \hat{w}_I$. Thế (26) và (23), ta được:

$$\begin{aligned} \tilde{u} &= (v_I \tilde{w}_I - v_P \hat{w}_P + v_P w_P^*)^T \hat{H} + \tilde{m}^T H_m^T \hat{W} + \tilde{\sigma}^T H_\sigma^T \hat{W} + \tilde{\lambda}^T H_\lambda^T \hat{W} + \tilde{\beta}^T H_\beta^T \hat{W} + \hat{W}^T \theta + \hat{W}^T \tilde{H} + \Delta \\ &= v_I \tilde{w}_I^T \hat{H} - v_P \hat{w}_P^T \hat{H} + \tilde{m}^T H_m^T \hat{W} + \tilde{\sigma}^T H_\sigma^T \hat{W} + \tilde{\lambda}^T H_\lambda^T \hat{W} + \tilde{\beta}^T H_\beta^T \hat{W} + \varepsilon \end{aligned} \quad (27)$$

Với hệ số bất định $\varepsilon = v_P v_P^{*T} \hat{H} + \hat{W}^T \theta + \tilde{W}^T \tilde{H} + \Delta$ xấp xỉ tổng sai số, bị chặn bởi $0 \leq \|\varepsilon\| \leq E_I$, với E_I là hằng số dương.

3.2. Cấu trúc tự tổ chức:

Phương pháp tự học cấu trúc và tham số trực tuyến của NSOFC được đề xuất như mô tả ở hình 1. Nhiệm vụ đầu tiên của việc học cấu trúc là xác định xem có cần bổ sung thêm lớp mới hay không trong bộ nhớ liên kết A, đồng thời tạo hypercubes và bộ nhớ trọng số của nó. Nếu ngõ vào hiện tại nằm trong giới hạn của tập dữ liệu xác định thì NSOFC không tạo lớp mới mà chỉ cập nhật những thông số cho những luật hiện tại.

Khoảng cách trung bình, DM_k , được tính như sau:

$$DM_k = \|I - m_k\|_2 \quad (28)$$

Với $m_k = [m_{1k}, \dots, m_{ik}, \dots, m_{n_k k}]^T$

Để xác định có tăng số lớp hay không, xem xét [4]:

$$\hat{k} = \arg \min_{1 \leq k \leq n_k} DM_k \quad (29)$$

Nếu $\max_i DM_{\hat{k}} > \beta_G$ thì một lớp mới được tạo ra, với β_G là giá trị ngưỡng đã được xác định trước.

Nếu khoảng cách giữa dữ liệu vào mới và giá trị trung bình lớn hơn giá trị ngưỡng, nghĩa là giá trị hiện hành của GMF hiện hành quá nhỏ, khi đó một lớp mới sẽ được tạo ra. Số lớp được tăng như sau:

$$n_k(t+1) = n_k(t) + 1 \quad (30)$$

Với $n_k(t)$ là số lớp hiện tại ở thời điểm t .

Giá trị trọng lượng ngõ ra được tạo ra ngẫu nhiên cho một lớp mới, giá trị trung bình ban đầu và phương sai của GMF được xác định như sau:

$$m_{in_k} = I_i \quad (31)$$

$$\sigma_{in_k} = \sigma_{int} \quad (32)$$

$$w_{in_k} = \delta_r \quad (33)$$

Với I_i là ngõ vào mới, σ_{int} là hằng số được xác định trước, và δ_r là giá trị ngẫu nhiên.

Để học cấu trúc, bất kỳ lớp hiện diện nào mà không cần thiết phải bị xóa. Để giảm số lớp [4], tỷ lệ của thành phần thứ k của ngõ ra thứ j được xác định như sau:

$$SE_{jk} = v_{jk}/O_j \quad (34)$$

Tỷ lệ lớn nhất của ngõ ra thứ j khi đó được tính toán và tương ứng với thành phần nhỏ nhất là:

$$\tilde{k} = \arg \min_{1 \leq k \leq n_k} \max_{1 \leq j \leq m} SE_{jk} \quad (35)$$

Nếu $SE_{\tilde{k}j} \leq \beta_D$ (36), khi đó lớp thứ k phải bị xóa, với β_D là ngưỡng giá trị được xác định trước.

Phương trình (36) cho thấy rằng thành phần nhỏ nhất của lớp hiện hành nhỏ hơn ngưỡng giá trị thì nó phải bị xóa.

3.3. Hệ thống điều khiển NSOFC thích nghi:

Hệ thống NSOFC sử dụng phương pháp PI thích nghi, như trình bày ở hình 1. Luật điều khiển (9) thay vào (3) và sử dụng (6) và (7), khi đó phương trình tổng hợp sai số trở thành:

$$\dot{s} = e^{(n)} + k^T \bar{e} = g_0(u_{id} - \hat{u}_{NSOFC} - u_{cc}) \quad (37)$$

Sử dụng (27), (37) được viết lại như sau:

$$\dot{s} = g_0(v_I \tilde{w}_I^T \hat{H} - v_P \hat{w}_P^T \hat{H} + \tilde{m}^T H_m^T \hat{W} + \tilde{\sigma}^T H_\sigma^T \hat{W} + \tilde{\lambda}^T H_\lambda^T \hat{W} + \tilde{\beta}^T H_\beta^T \hat{W} + \varepsilon - u_{cc}) \quad (38)$$

Để đảm bảo tính ổn định của hệ thống điều khiển, hàm Lyapunov được chọn như sau:

$$V = \frac{1}{2} s^T g_0^{-1} s + \frac{v_I}{2} tr(\tilde{w}_I^T \tilde{w}_I) + \frac{1}{2v_m} \tilde{m}^T \tilde{m} + \frac{1}{2v_\sigma} \tilde{\sigma}^T \tilde{\sigma} + \frac{1}{2v_\lambda} \tilde{\lambda}^T \tilde{\lambda} + \frac{1}{2v_\beta} \tilde{\beta}^T \tilde{\beta} + \frac{1}{2v_{De}} \tilde{E}_I^2 \quad (39)$$

BỘ ĐIỀU KHIỂN CẤU TRÚC...

Với $v_l, v_p, v_m, v_\sigma, v_\lambda, v_\beta$ và E_l là những hằng số xác định dương (learning rate). Đường biên bất định của E_l thì không thể tìm được trong những ứng dụng thực tiễn vì vậy đường biên ước lượng \hat{E}_l được sử dụng. Đường biên lỗi được ước lượng $\tilde{E}_l = E_l - \hat{E}_l$ được xác định.

Lấy vi phân phương trình (39). Và sử dụng (38), ta được:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T g_0^{-1} \dot{s} - v_l \text{tr}(\tilde{w}_l^T \dot{\hat{w}}_l) - \frac{1}{v_m} \tilde{m}^T \dot{\hat{m}} - \frac{1}{v_\sigma} \tilde{\sigma}^T \dot{\hat{\sigma}} - \frac{1}{v_\lambda} \tilde{\lambda}^T \dot{\hat{\lambda}} - \frac{1}{v_\beta} \tilde{\beta}^T \dot{\hat{\beta}} - \frac{1}{v_{De}} \tilde{E}_l \dot{\hat{E}}_l \\ &= v_l \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jl}^T (s_j \dot{H} - \dot{\hat{w}}_{jl}) + \tilde{m}^T \left(s^T H_m^T \dot{W} - \frac{\dot{\hat{m}}}{v_m} \right) + \tilde{\sigma}^T \left(s^T H_\sigma^T \dot{W} - \frac{\dot{\hat{\sigma}}}{v_\sigma} \right) \\ &\quad + \tilde{\lambda}^T \left(s^T H_\lambda^T \dot{W} - \frac{\dot{\hat{\lambda}}}{v_\lambda} \right) + \tilde{\beta}^T \left(s^T H_\beta^T \dot{W} - \frac{\dot{\hat{\beta}}}{v_\beta} \right) - v_p \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jp}^T s_j \dot{H} + s^T (\varepsilon - u_{cc}) - \frac{1}{v_{E_l}} \tilde{E}_l \dot{\hat{E}}_l \end{aligned} \quad (40)$$

Những phương trình $v_l \text{tr}(\tilde{w}_l^T \dot{\hat{w}}_l) = v_l \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jl}^T \dot{W}_{jl}$ và $s^T \tilde{w}_l^T \dot{H} = \sum_{j=1}^m s_j \tilde{w}_{jl}^T \dot{H}$ được sử dụng. Những luật thích nghi được viết như sau:

$$\dot{\hat{w}}_{jp} = s_j \dot{H} - \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0) \quad (41)$$

$$\dot{\hat{w}}_{jl} = s_j \dot{H} - \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0) \quad (42)$$

$$\dot{\hat{m}} = v_m [s^T H_m^T \dot{W} - \eta_m (\hat{m} - m_0)] \quad (43)$$

$$\dot{\hat{\sigma}} = v_\sigma [s^T H_\sigma^T \dot{W} - \eta_\sigma (\hat{\sigma} - \sigma_0)] \quad (44)$$

$$\dot{\hat{\lambda}} = v_\lambda [s^T H_\lambda^T \dot{W} - \eta_\lambda (\hat{\lambda} - \lambda_0)] \quad (45)$$

$$\dot{\hat{\beta}} = v_\beta [s^T H_\beta^T \dot{W} - \eta_\beta (\hat{\beta} - \beta_0)] \quad (46)$$

Với $\eta_l, \eta_m, \eta_\sigma, \eta_\lambda$ và η_β là những hằng số dương nhỏ, $w_0, m_0, \sigma_0, \lambda_0$, và β_0 là những vector ước lượng ban đầu của $W^*, m^*, \sigma^*, \lambda^*$, và β^* tương ứng, và bộ điều khiển bù được viết như sau:

$$u_{cc} = \hat{E}_l \tanh\left(\frac{s}{\xi}\right) \quad (47)$$

Luật để ước lượng đường biên là:

$$\dot{\hat{E}}_l = v_{E_l} \left[s \tanh\left(\frac{s}{\xi}\right) - \eta_{E_l} (\hat{E}_l - \hat{E}_{l0}) \right] \quad (48)$$

Với $\tanh(\cdot)$ là một hàm tiếp tuyến hyperpol, E_{l0} là giá trị ban đầu của E_l, ξ , và η_{E_l} là những hằng số dương nhỏ. Sử dụng (41) – (48), (40) trở thành:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jl}^T v_l \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0) + \tilde{m}^T \eta_m (\hat{m} - m_0) + \tilde{\sigma}^T \eta_\sigma (\hat{\sigma} - \sigma_0) + \tilde{\lambda}^T \eta_\lambda (\hat{\lambda} - \lambda_0) + \tilde{\beta}^T \eta_\beta (\hat{\beta} - \beta_0) \\ &\quad - v_p \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jp}^T [\hat{w}_{jp} + \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0)] + s\varepsilon - s\hat{E}_l \tanh\left(\frac{s}{\xi}\right) \\ &\quad - \frac{1}{v_{E_l}} \tilde{E}_l v_{E_l} \left[s \tanh\left(\frac{s}{\xi}\right) - \eta_{E_l} (\hat{E}_l - \hat{E}_{l0}) \right] \\ &\leq \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jl}^T v_l \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0) + \tilde{m}^T \eta_m (\hat{m} - m_0) + \tilde{\sigma}^T \eta_\sigma (\hat{\sigma} - \sigma_0) + \tilde{\lambda}^T \eta_\lambda (\hat{\lambda} - \lambda_0) + \tilde{\beta}^T \eta_\beta (\hat{\beta} - \beta_0) \\ &\quad - \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jp}^T v_p \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0) + |s^T| E_l - s^T \hat{E}_l \tanh\left(\frac{s}{\xi}\right) - \tilde{E}_l \left[s \tanh\left(\frac{s}{\xi}\right) - \eta_{E_l} (\hat{E}_l - \hat{E}_{l0}) \right] \end{aligned} \quad (49)$$

Với bất kỳ $\xi > 0$:

$$0 \leq |s^T| - s^T \tanh\left(\frac{s}{\xi}\right) \leq \kappa \xi \quad (50)$$

Với K là một hằng số thỏa mãn $K = \exp(-(K+1))$ [14].

Sử dụng (50), (49) trở thành:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jl}^T v_l \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0) + \tilde{m}^T \eta_m (\hat{m} - m_0) + \tilde{\sigma}^T \eta_\sigma (\hat{\sigma} - \sigma_0) + \tilde{\lambda}^T \eta_\lambda (\hat{\lambda} - \lambda_0) + \tilde{\beta}^T \eta_\beta (\hat{\beta} - \beta_0) \\ &\quad - \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{jp}^T v_p \eta_l (\hat{w}_{jl} - w_0) + E_l \kappa \xi + \tilde{E}_l [\eta_{E_l} (\hat{E}_l - \hat{E}_{l0})] \\ &\leq -\frac{1}{2} v_l \eta_l \Xi_{w_l} - \frac{1}{2} \eta_m \Xi_m - \frac{1}{2} \eta_\sigma \Xi_\sigma - \frac{1}{2} \eta_\lambda \Xi_\lambda - \frac{1}{2} \eta_\beta \Xi_\beta - \frac{1}{2} v_p \eta_l \Xi_{w_p} - \frac{1}{2} \eta_{E_l} \Xi_{E_l} + E_l \kappa \xi \end{aligned} \quad (51)$$

Với

$$\mathcal{E}_{w_I} = \sum_{j=1}^m \left[\|w_{jI}^* - \hat{w}_{jI}\|^2 + \|w_{jI}^* - w_0\|^2 - \|\hat{w}_{jI} - w_0\|^2 \right] \quad (52)$$

$$\mathcal{E}_m = [\|m^* - \hat{m}\|^2 + \|m^* - m_0\|^2 - \|\hat{m} - m_0\|^2] \quad (53)$$

$$\mathcal{E}_\sigma = [\|\sigma^* - \hat{\sigma}\|^2 + \|\sigma^* - \sigma_0\|^2 - \|\hat{\sigma} - \sigma_0\|^2] \quad (54)$$

$$\mathcal{E}_\lambda = [\|\lambda^* - \hat{\lambda}\|^2 + \|\lambda^* - \lambda_0\|^2 - \|\hat{\lambda} - \lambda_0\|^2] \quad (55)$$

$$\mathcal{E}_\beta = [\|\beta^* - \hat{\beta}\|^2 + \|\beta^* - \beta_0\|^2 - \|\hat{\beta} - \beta_0\|^2] \quad (56)$$

$$\mathcal{E}_{w_P} = \sum_{j=1}^m \left[\|w_{jP}^* - \hat{w}_{jI}\|^2 + \|w_{jP}^* - w_0\|^2 - \|\hat{w}_{jP} - \hat{w}_{jI}\|^2 - \|\hat{w}_{jP} - w_0\|^2 \right] \quad (57)$$

$$\mathcal{E}_{E_l} = [|E_l - \hat{E}_l|^2 + |E_l - E_{l0}|^2 - |\hat{E}_l - E_{l0}|^2] \quad (58)$$

Phương trình (51) khi đó được viết lại như sau:

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} \left[v_I \eta_I \sum_{j=1}^m \|\tilde{w}_{jI}\|^2 + \eta_m \|\tilde{m}\|^2 + \eta_\sigma \|\tilde{\sigma}\|^2 + \eta_\lambda \|\tilde{\lambda}\|^2 + \eta_\beta \|\tilde{\beta}\|^2 + \eta_{E_l} |\tilde{E}_l|^2 \right] \\ & + \frac{1}{2} \left[v_I \eta_I \sum_{j=1}^m \|\hat{w}_{jI} - w_0\|^2 + \eta_m \|\hat{m} - m_0\|^2 + \eta_\sigma \|\hat{\sigma} - \sigma_0\|^2 + \eta_\lambda \|\hat{\lambda} - \lambda_0\|^2 + \eta_\beta \|\hat{\beta} - \beta_0\|^2 \right] \\ & + v_P \eta_I \sum_{j=1}^m \left(\|\tilde{w}_{jP} - \hat{w}_{jI}\|^2 + \|\tilde{w}_{jP} - w_0\|^2 \right) + \eta_{E_l} |E_l - E_{l0}|^2 + E_l \kappa \xi \end{aligned} \quad (59)$$

Với $\|\cdot\|$ là Euclidean norm. Sử dụng (39), (59) trở thành:

$$\dot{V} \leq -\rho_1 V + \rho_2 \quad (60)$$

Với ρ_1 và ρ_2 là những hằng số được xác định như sau:

$$\rho_1 = \min(\eta_I, \eta_m v_m, \eta_\sigma v_\sigma, \eta_\lambda v_\lambda, \eta_\beta v_\beta, \eta_{E_l} v_{E_l}) \quad (61)$$

$$\rho_2 = \frac{1}{2} \left[v_I \eta_I \sum_{j=1}^m \|\hat{w}_{jI} - w_0\|^2 + \eta_m \|\hat{m} - m_0\|^2 + \eta_\sigma \|\hat{\sigma} - \sigma_0\|^2 + \eta_\lambda \|\hat{\lambda} - \lambda_0\|^2 + \eta_\beta \|\hat{\beta} - \beta_0\|^2 + v_P \eta_I \sum_{j=1}^m \left(\|\tilde{w}_{jP} - \hat{w}_{jI}\|^2 + \|\tilde{w}_{jP} - w_0\|^2 \right) + \eta_{E_l} |E_l - E_{l0}|^2 + \rho_1 s^2 \right] + E_l \kappa \xi \quad (62)$$

Nếu (62) thỏa mãn:

$$0 \leq V(t) \leq \Psi + (V(0) - \Psi) \exp(-\rho_1 t) \quad (63)$$

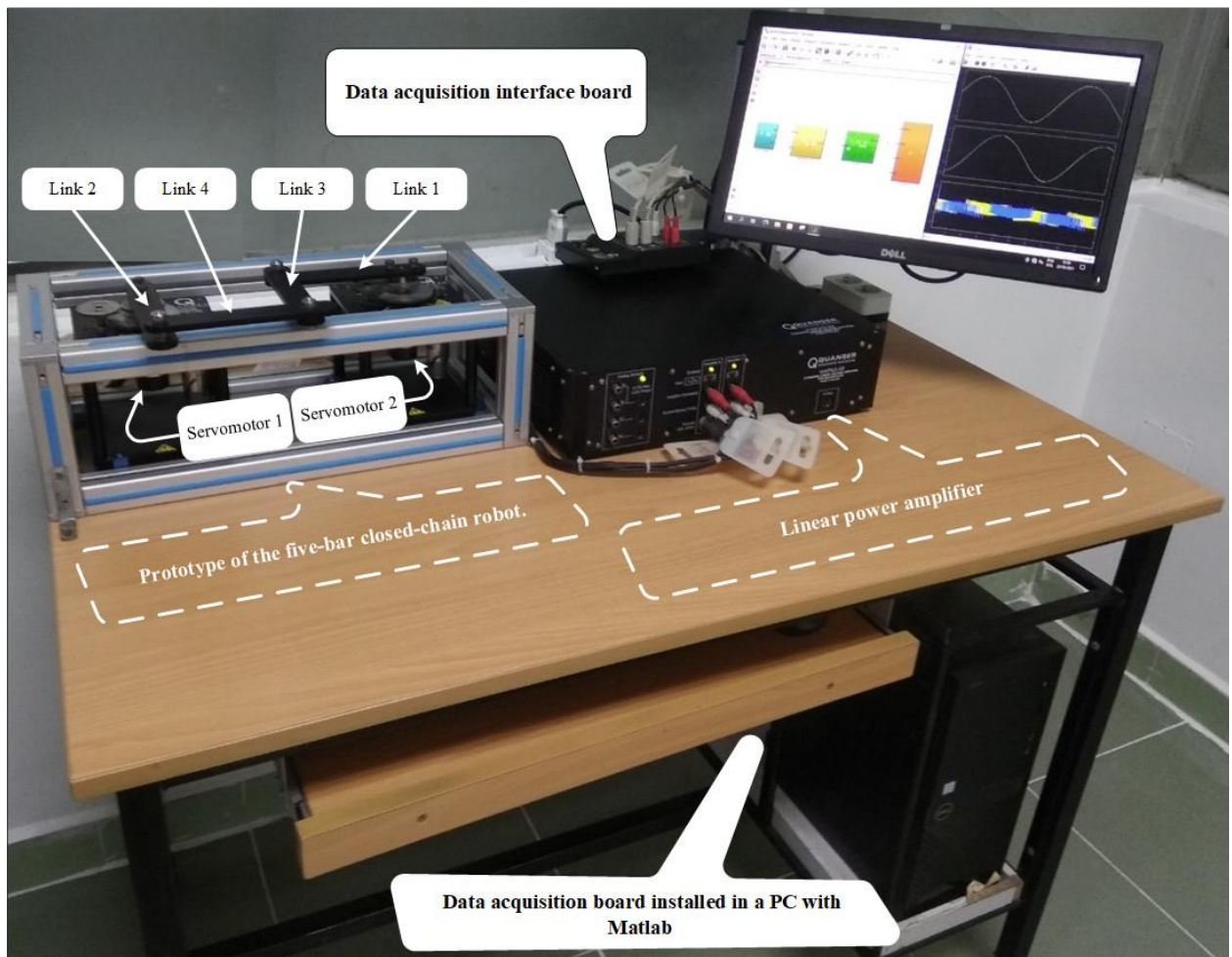
Với $\Psi = \frac{\rho_2}{\rho_1} > 0$, khi đó $e, w_I, \sigma, \lambda, \beta$ và E_l bị chặn chắc chắn. Sử dụng (39) và (60) và được cho bất kỳ $\xi > 2\Psi$, nếu T tồn tại với tất cả $t \geq T$, lỗi thỏa mãn:

$$|e(t)| \leq \xi \quad (64)$$

Điều đó chứng minh hệ thống NSOFC được đề xuất ổn định.

4. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Hệ cánh tay robot hai bậc tự do của Quanser như hình 5 được sử dụng để kiểm chứng độ hiệu quả của hệ thống điều khiển NSOFC được đề xuất. Board card thu thập dữ liệu NI PCIe-6351 lắp đặt bên trong máy tính được sử dụng để điều khiển hệ cánh tay robot qua Simulink trên Matlab. Để thể hiện hiệu suất kiểm soát vượt trội của hệ thống điều khiển NSOFC đề xuất, hệ thống điều khiển WFCMAC cũng được bổ sung vào.



Hình 5. Mô hình robot 2 DOF

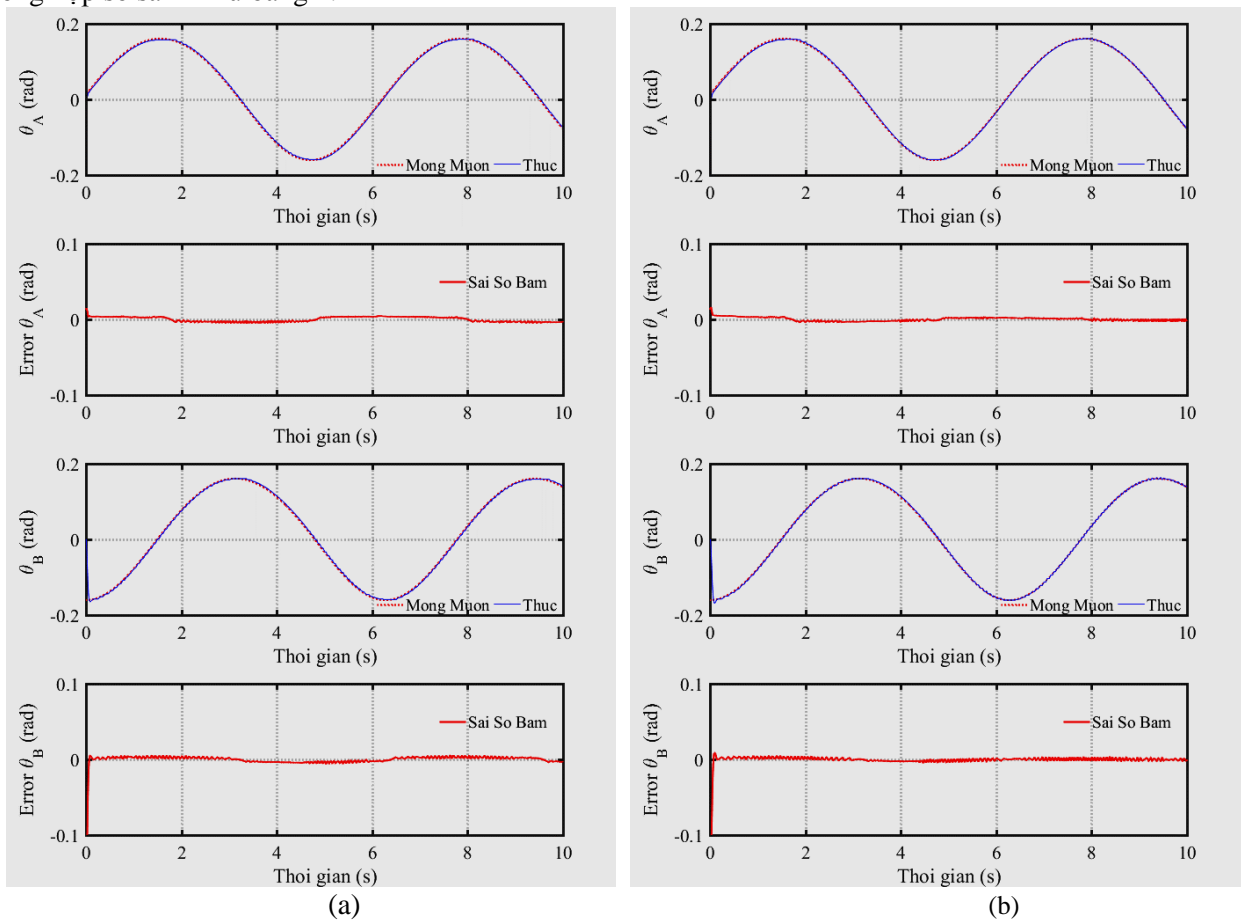
Hệ thống điều khiển WFCMAC có thể biểu diễn như sau: $\tau = \tau_{WFCMAC} + \tau_{ASIFC}$ (65)
 Các thông số điều khiển được chọn cho hai hệ thống điều khiển được trình bày như bảng dưới đây:

Bảng 2. Bảng so sánh thông số giữa hai bộ điều khiển CMAC và NSOFC

	Hệ thống điều khiển WFCMAC	Hệ thống điều khiển NSOFC
Bộ điều khiển chính	<ul style="list-style-type: none"> - Số lớp: $n_k = 5$ (cố định) - Số khối: $n_j = 11$ - Mặt trượt: $s(t) = \dot{e}(t) + ke(t), k = 100I_2$ - Trung bình và phương sai ban đầu của GMF: $m_i = [-1 \ -0.8 \ -0.6 \ \dots \ 0.6 \ 0.8 \ 1]$ $\sigma_i = 0.15$ - Trọng số đầu ra ban đầu: $w_0 = 0.05$ - Tốc độ học: $\eta = 0.01$ 	<ul style="list-style-type: none"> - Số lớp: $n_k = 5$ (có thể thay đổi) - Mặt trượt: $s(t) = \dot{e}(t) + ke(t), k = 100I_2$ - Trung bình và phương sai ban đầu của GMF: $m_i^{prior} = [-2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2]$ $m_i^{present} = [-2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2]$ $\sigma_i^{prior} = 0.15$ $\sigma_i^{present} = 0.15$ - Trọng số đầu ra ban đầu: $w_0 = 10$ - Tốc độ học: $\eta = 0.001, v = 0.01$ - Thông số dự đoán: $\lambda_0 = 2$ và $\beta_0 = 10$ - Ngưỡng giá trị: $\beta_G = 0.35$ và $\beta_D = 0.01$

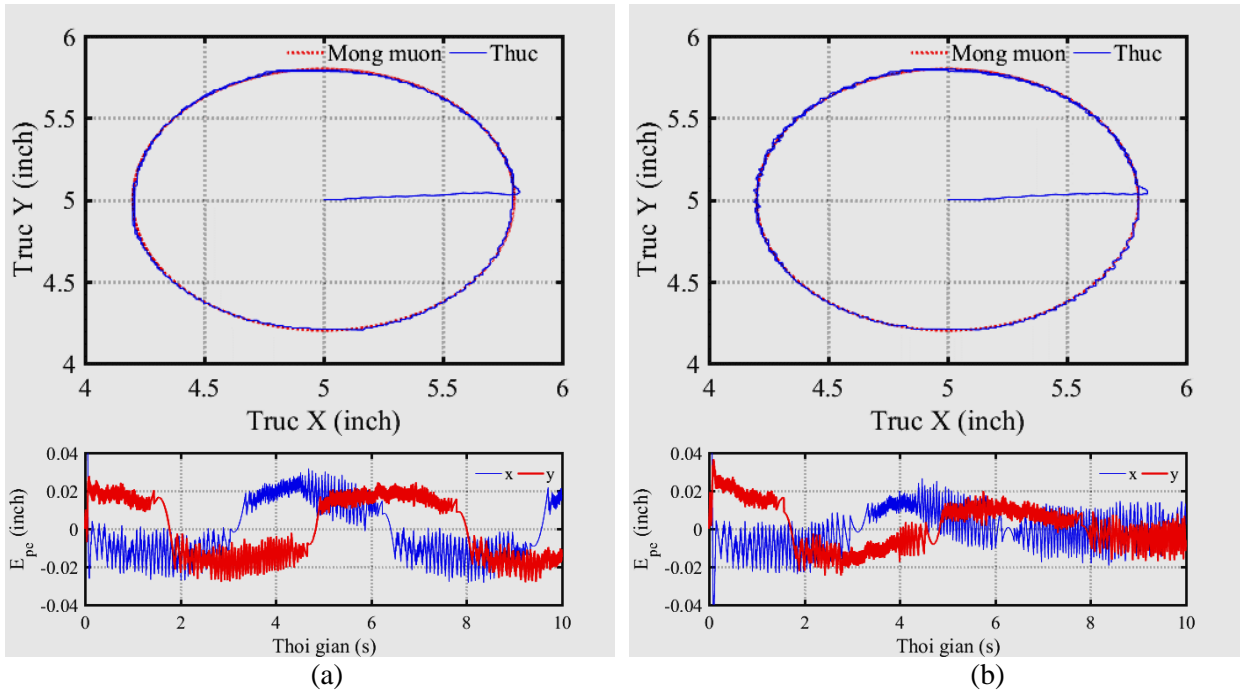
Bộ điều khiển bù	<ul style="list-style-type: none"> - Thông số tập mờ: $a_i = 0.2$ $b_{io} = [-1 \ -0.75 \ -0.5 \ 0 \ 0.5 \ 0.75 \ 1]$ - Hàm ước lượng đường biên: $c_{io} = [-3.5 \ -2.5 \ -1.5 \ 0 \ 1.5 \ 2.5 \ 3.5]$ - Tốc độ học: $\beta = 0.01$ 	<ul style="list-style-type: none"> - Hàm ước lượng đường biên: $E_l = 0.1$ - Tốc độ học: $\eta_E = 0.001, v_E = 0.01$
-------------------------	--	--

Kết quả thực nghiệm của hai hệ thống điều khiển được thể hiện như 6, 7, 8, 9 được chia làm hai cột tương ứng với hệ thống điều khiển WFCMAC (a) nằm bên trái và hệ thống điều khiển NSOSC (b) nằm bên phải. Vị trí và sai số bám đuôi của các khớp được thể hiện ở hình 6, vị trí và sai số bám đuôi của đầu công tác được thể hiện ở hình 7 và điện áp tác động được thể hiện ở hình 8. Ngoài ra, sai số chuẩn của đầu công tác giữa hai hệ thống điều khiển được xác định theo các tiêu chuẩn sai số IAE, ISE, ITAE, ITSE và ISTE, được tổng hợp so sánh như bảng 2.

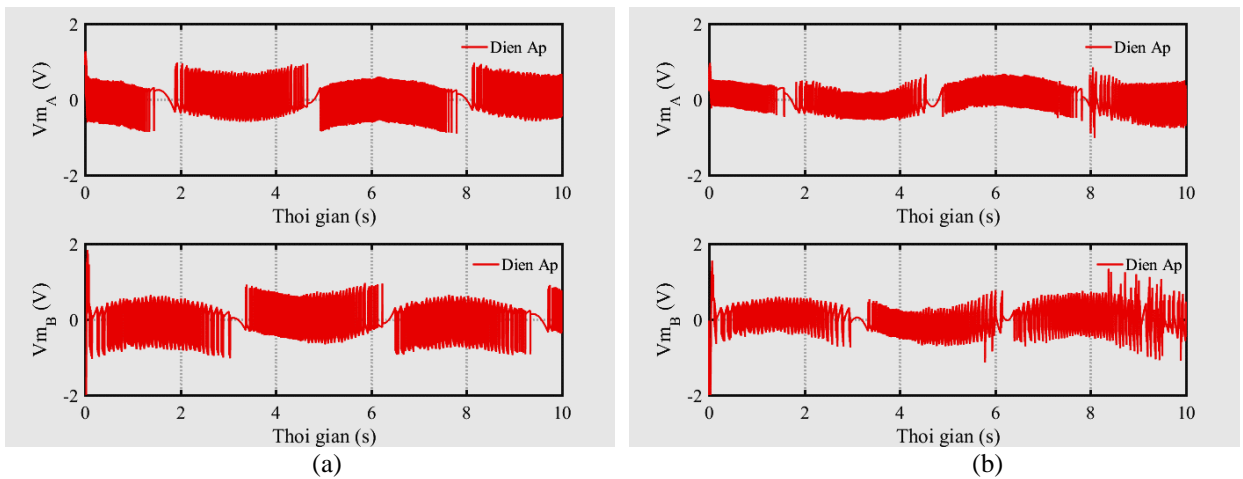


Hình 6: Vị trí, sai số bám đuôi góc quay của các khớp giữa hai bộ điều khiển: (a) CMAC (b) NSOFC.

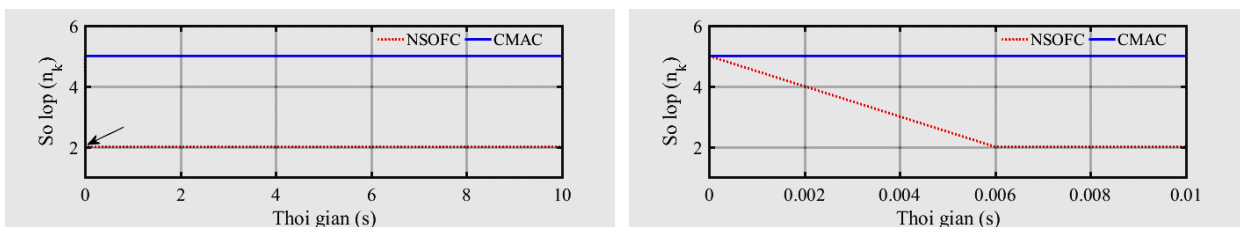
BỘ ĐIỀU KHIỂN CẦU TRÚC...



Hình 7: Vị trí, sai số bám đuôi vị trí của đầu công tác end-effector giữa hai bộ điều khiển: (a) CMAC (b) NSOFC



Hình 8: Điện áp tác động tại các khớp giữa hai bộ điều khiển: (a) CMAC (b) NSOFC



Hình 9. Số lớp hay số nút luật (n_k) giữa hai bộ điều khiển: (a) CMAC (b) NSOFC

Bảng 3. Bảng so sánh giữa hai bộ điều khiển CMAC và NSOFC

Hệ số so sánh	Bộ điều khiển CMAC	Bộ điều khiển NSOFC
IAE	0.3062	0.2062
ISE	0.0202	0.0220
ITAE	1.4115	0.7175
ITSE	0.0233	0.0078
ISTE	0.1527	0.0412

Kết quả thể hiện của phương pháp CMAC và phương pháp NSOFC đề xuất thể hiện độ chính xác cao về khả năng bám đuổi, về tốc độ bám đuổi và triệt tiêu sai số rất nhanh tiến về không, mặc dù đối tượng điều khiển là hệ thống phi tuyến bất định. Các chỉ số so sánh giữa hai bộ điều khiển quá nhỏ để nhận biết sự sai lệch từ đồ thị dạng sóng, vì thế bảng so sánh dựa trên tiêu chuẩn sai số được áp dụng như bảng 3 cho thấy giá trị tính được từ mỗi tiêu chuẩn sai số thì bộ điều khiển NSOFC đề xuất đều có ngưỡng giá trị nhỏ hơn so với bộ điều khiển CMAC, từ đó cho thấy rằng phương pháp đề xuất hiệu quả hơn phương pháp CMAC thông thường. Việc áp dụng việc tăng giảm số lớp đã làm thay đổi linh hoạt về khả năng thích nghi kể cả trong hệ thống bất định bất chấp tồn tại nhiễu ngoài.

5. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, một hệ thống điều khiển NSOFC được đề xuất cho hệ cánh tay robot bất định. Trong hệ NSOFC đề xuất, động lực học của hệ thống hoàn toàn không biết trong quá trình điều khiển. Luật điều chỉnh trực tuyến các thông số thích nghi của NSOFC và bộ điều khiển bù được xác định dựa trên lý thuyết ổn định Lyapunov để ổn định hệ thống được đảm bảo. Trong bài báo không những phát triển thành công một hệ thống điều khiển NSOFC cho hệ thống phi tuyến bất định mà còn đưa ra thuật toán tự tổ chức trực tuyến các lớp của NSOFC nhằm giảm bớt bộ nhớ thấp nhất có thể. Cuối cùng, thông qua kết quả thực nghiệm của hệ thống điều khiển NSOFC được kiểm chứng đối với cánh tay robot hai bậc tự do của Quanser. Kết quả thực nghiệm đã cho thấy phương pháp đề xuất đạt được bám đuổi tốt cho hệ thống này và cũng có thể áp dụng cho những hệ cánh tay robot n bậc tự do bất định khác, kể cả những hệ thống phi tuyến bất định.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] W. Gao và R.R. Selmic, "Neural network control of a class of nonlinear systems with actuator saturation," *IEEE Trans., Neural Netw.*, Tập 17, Số 1, tr. 147-156, Jan. 2006.
- [2] C. Min, L. Y. Chen và C. H. Chen, "RCMAC Hybrid Control for MIMO Uncertain Nonlinear Systems Using Sliding-Mode Technology", *IEEE Trans. Neural Netw.*, Tập 18, Số 3, tr. 708-270, May. 2007.
- [3] F. O. Rodriguez, W. Yu và M. A. Moreno-Armendariz, "Nonlinear systems identification via two types of recurrent fuzzy CMAC", *Neural Processing Letters*, Tập 28, tr. 49-62, 2008.
- [4] C. M. Lin và T. Y. Chen, "Self-Organizing CMAC Control for a Class of MIMO Uncertain Nonlinear Systems", *IEEE Trans. Neural Netw.*, Tập 20, Số 9, tr. 1377-1384, Jan. 2009.
- [5] Y. Zou, Y. N. Wang và X. Liu, "Neural network robust H_∞ tracking control strategy for robot manipulators," *Applied Mathematical Modelling*, Tập 34, tr. 1823-1838, Sep. 2010.
- [6] Y. G. Leu, W. Y. Wang, và T. T. Lee, "Observe based direct adaptive fuzzy neural control for non-affine nonlinear systems," *IEEE Neural Netw.*, Tập 16, Số 4, tr. 853-861, July. 2005.
- [7] J. S. Albus, "A new approach to manipulator control: The cerebellar model articulation controller (CMAC)," *J. Dyn. Syst. Meas. Control*, Tập 97, Số 3, tr. 220-227, 1975.
- [8] Y. Tsa, H. C. Chu, S. H. Fang, J. Lee và C.M. Lin, "Adaptive Noise Cancellation Using Deep Cerebellar Model Articulation Controller", *IEEE Trans. Access*, Tập 6, tr. 37395-37402, April. 2018.
- [9] H. C. Lu và C. Y. Chuang, "Robust parametric CMAC with self-generating design for uncertain nonlinear systems," *Neurocomputing*, Tập 74, Số 4, tr. 549-562, Oct. 2011.
- [10] V. I. Utkin, "Sliding Modes in Control and Optimization". *Springer Science & Business Media*, 2013.
- [11] T. T. Huynh, T. L. Le, và C. M. Lin, "A TOPSIS multi-criteria decision method-based intelligent recurrent wavelet CMAC control system design for MIMO uncertain nonlinear systems," *Neural Computing and Applications*, 2018.
- [12] N. Golea, A. Golea và K. Benmahammed, "Fuzzy model reference adaptive control," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Tập 10, tr. 436-444, 2002.

- [13] S. F. Su, T. Tao, và H. T. H. Hung, "Credit assigned CMAC and its application to online learning robust controllers," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, Tập 33, tr. 202-213, 2003.
[14] J. H. Park, S. J. Seo, và G. T. Park, "Robust adaptive fuzzy controller for nonlinear system using estimation of bounds for approximation errors", *Fuzzy Sets and Systems*, Tập 133, tr. 19-36, 2003.

**A SELF-ORGANIZING FUZZY CEREBELLAR MODEL ARTICULATION
CONTROLLER BASED OVERLAPPING GAUSSIAN MEMBERSHIP FUNCTION
FOR ROBOTIC SYSTEM WITH UNCERTAINTIES**

NGÔ THANH QUYỀN¹, HOÀNG ĐÌNH KHÔI¹ NGUYỄN ANH TUẤN² BÙI THỊ CẨM QUỲNH¹

¹*Faculty of Electrical Engineering Technology, Industrial University of Ho Chi Minh city*

²*Lixil Global Manufacturing Vietnam Co., Ltd,*

**Corresponding: ngothanhquyen@iuh.edu.vn*

Abstract: This paper proposes an effective intelligent control system for nonlinear objects. The selected object is n-link robotic manipulator model. The robotic manipulator system is always facing uncertain changes in its dynamics. To solve this problem, an intelligent control system consisting of a new self-organizing fuzzy cerebellar model articulation controller (NSOFC) plays a key role built by a cerebellar model articulation controller (CMAC) with a sliding mode control (SMC) to estimate the ideal controller and the compensator for eliminating the approximation error. The remarkable thing about the conventional cerebellar model (CMAC) is the reuse of previous data to synchronously mix the current state for more accurate tracking error checking. The control system not only adjusts model parameters on-line based on Lyapunov stability theory but also restructures the main controller – increasing or decreasing layers automatically. Finally, the robot manipulator 2 DOF is provided to demonstrate the effectiveness of the proposed control system through the experimental results.

Keyword: Self-organizing technique, cerebellar model articulation controller, manipulator system.

Ngày gửi bài: 20/07/2021

Ngày chấp nhận đăng: 04/03/2022