

ĐIỀU KHIỂN BẮM ĐUỐI THÍCH NGHI CHO HỆ THỐNG PHI TUYẾN MIMO SỬ DỤNG WCMAC TỰ TỔ CHỨC

ADAPTIVE TRACKING CONTROL FOR MIMO NONLINEAR SYSTEM USING SELF ORGANIZING WCMAC

Tạ Văn Phương¹, Ngô Thanh Quyền², Đồng Văn Hường³

¹Đại Học SPKT TP.HCM, ²Đại Học CN TP HCM, ³Đại Học GTVT TP.HCM

Tóm tắt: Bài báo này đề xuất một bộ điều khiển Wavelet có cấu trúc mô hình tiểu não tự tổ chức (Self - Organizing Wavelet Cerebellar Model Articulation Controller-SOWCMAC) kết hợp với bộ điều khiển bù (Compensator Controller CC) cho hệ thống phi tuyến MIMO để đạt được bám đuổi vị trí chính xác cao. Trong đó, bộ điều khiển SOWCMAC được sử dụng để giải lập bộ điều khiển tỷ tương nhằm đạt được cực tiểu sai số của hệ thống còn bộ điều khiển bù (Compensator Controller CC) đảm bảo cho hệ thống ổn định dưới sự tác động của nhiễu hoặc các thành phần không chắc chắn. Hệ thống điều khiển này không những tận dụng tính chất phân ly của hàm Wavelet với khả năng học nhanh của CMAC mà các lớp của WCMAC sẽ tăng hoặc giảm một cách tự động nhằm đạt được cấu trúc tối ưu cho bộ điều khiển. Thuật toán giảm độ dốc và hàm Lyapunov được áp dụng để học trực tuyến các tham số của bộ điều khiển nhằm đảm bảo ổn định cho hệ thống. Cuối cùng kết quả mô phỏng hệ thống bám trượt hai trục được điều khiển bởi động cơ áp điện chứng tỏ hiệu quả của hệ thống điều khiển đề xuất.

Từ khóa: Bộ điều khiển trượt; mạng nơ ron, bộ điều khiển có cấu trúc mô hình tiểu não, bộ điều khiển CMAC Wavelet tự tổ chức, bộ điều khiển bù.

Abstract This paper presents a self - organizing wavelet cerebellar model articulation controller (SOWCMAC) merges a compensator controller (CC) for multiple - input - multiple - output (MIMO) non - linear system to achieve the high precision position tracking. The SOWCMAC is used to imitate a ideal controller to attain system tracking error minimum and the compensator controller is to ensure stability of the system in the presence of disturbance or uncertainty. This control system is not only incorporates the wavelet decomposition property with CMAC fast learning ability but also the layers of WCMAC will grow or prune automatically to achieve optimum structure of the controller. The gradient descent algorithm and the Lyapunov function are applied for online learning the controller's parameters so that the stability of the system can be guaranteed. Finally, simulation results for the Two - Axis Piezoelectric Motor Driver Systems are presented to verify the effectiveness of the proposed controller.

Keywords: Sliding Mode Control (SMC), Neural Networks (NNs); Wavelet Cerebellar Model Articulation Controller (WCMAC), Self - Organizing Wavelet Cerebellar Model Articulation Controller (SOWCMAC), Compensator Controller (CC)

Chỉ số phân loại: 2.2

1. Giới thiệu

Phân tích và điều khiển hệ thống phi tuyến MIMO đã được nghiên cứu và áp dụng bằng nhiều phương pháp điều khiển khác nhau [1]. Do các tham số hệ thống trong hệ phi tuyến và nhiễu ngoài thường thay đổi hoặc không biết, vì vậy kỹ thuật thiết kế hệ thống điều khiển dựa trên mô hình động lực học của hệ thống hoàn toàn không thể đạt được. Để khắc phục vấn đề này, một số bộ điều khiển thông minh như SMC [1], NNs [2] và FNNs đã được sử dụng để thiết kế bộ điều khiển cho các hệ thống chưa biết về mô hình động lực học.

NNs có thể xấp xỉ một hàm phi tuyến với độ chính xác tùy ý [3]. Điểm hạn chế của NNs là tốc độ học quá chậm do tất cả các trọng số được cập nhật trong mỗi chu kỳ học

Vì vậy, hiệu quả của NNs nhiều lớp bị giới hạn đặc biệt trong các hệ thống yêu cầu học trực tuyến. FNNs kết hợp ưu điểm của suy luận mờ và khả năng học của mạng nơ ron được phát triển và hiệu quả của nó được chứng minh trong việc giải quyết một số vấn đề điều khiển [4].

Để khắc phục khả năng học chậm của NNs nhiều lớp và học trực tuyến, CMAC được sử dụng cho việc nhân dạng và điều khiển các hệ thống động lực học phức tạp, do tính chất học nhanh và khả năng tổng quát hóa tốt của nó [5]. CMAC đã được chứng minh có thể xấp xỉ một hàm phi tuyến với độ chính xác tùy ý [6]. Sự vượt trội của CMAC so với NNs trong một số ứng dụng cũng đã được kiểm chứng [7] - [8]

Đề nâng cao hiệu quả của thuật toán học, hàm Wallet được sử dụng thay thế cho hàm Gaussian và kết hợp với CMAC tạo thành bộ điều khiển Wavelet CMAC (WCMAC) nhằm tận dụng tính chất phân ly cục bộ tốt của hàm Wavelet [9].

Tuy nhiên, trong các công trình nghiên cứu CMAC ở trên, cấu trúc của CMAC không thể thiết lập một cách hoàn toàn tự động, số lượng không gian bộ nhớ khó lựa chọn một cách phù hợp. Vì vậy việc học và điều khiển của hệ thống không được tối ưu. Một số bộ điều khiển CMAC tự tổ chức đã được nghiên cứu và đề xuất để cập nhật cấu trúc của hệ thống [10] - [11]. Trong đó, kỹ thuật nhóm dữ liệu để giảm kích thước bộ nhớ được phát triển thành một kỹ thuật thích nghi cấu trúc của mô hình nhằm xác định một tập dữ liệu mới. Tuy nhiên, đề xuất này chỉ sử dụng kỹ thuật thêm lớp, kỹ thuật giảm lớp không được trình bày [11]. Trong công trình nghiên cứu [12], một bộ điều khiển tự tổ chức CMAC nhiều lớp được đề xuất. Thế nhưng hàm Wavelet chưa được sử dụng để nâng cao hiệu quả học của bộ điều khiển.

Bài báo này đề xuất một hệ thống điều khiển CMAC tự tổ chức sử dụng hàm Wavelet (SOWCMAC) kết hợp với bộ điều khiển bù (Compensator Controller, CC) cho hệ thống phi tuyến MIMO để đạt được bám đuổi vị trí chính xác cao. Trong đó, bộ điều khiển SOWCMAC được sử dụng để giải lập bộ điều khiển lý tưởng nhằm đạt được cực tiểu sai số của hệ thống còn bộ điều khiển bù (Compensator Controller, CC) đảm bảo cho hệ thống ổn định dưới sự tác động của nhiễu hoặc các thành phần không chắc chắn. Hệ thống điều khiển này không những kết hợp ưu điểm khả năng học nhanh của CMAC, tính chất phân ly của hàm Wavelet mà cấu trúc của WCMAC sẽ được tự tổ chức tăng hoặc giảm các lớp một cách hoàn toàn tự động để đáp ứng việc học theo thời gian thực của bộ xử lý. Thuật toán giảm độ dốc và hàm Lyapunov được áp dụng để học trực tuyến các tham số của bộ điều khiển nhằm đảm bảo ổn định cho hệ thống.

Cấu trúc còn lại của bài báo được tổ chức như sau: Mô tả hệ thống nghiên cứu được trình bày trong phần 2, phần 3 trình bày

về việc thiết kế bộ điều khiển SOWCMAC; phần 4 trình bày kết quả mô phỏng mô hình bám trượt hai trục được điều khiển bởi động cơ áp điện để đánh giá hiệu quả của bộ điều khiển được đề xuất và kết luận của bài báo được trình bày trong phần cuối cùng.

2. Mô tả hệ thống nghiên cứu

Động lực học của các hệ thống phi tuyến MIMO được mô tả dưới dạng tổng quát [13] như sau:

$$\begin{cases} \dot{x}^m = F_m(x) + G_m(x)u + L(x) \\ y = x; \quad x = [x^1 \ x^2 \ \dots \ x^{n \times n}]^T \in \mathbb{R}^m \end{cases} \quad (1)$$

Trong đó:

$x \in \mathbb{R}^m$, $u \in \mathbb{R}^m$ và $y \in \mathbb{R}^m$ là trạng thái, tín hiệu điều khiển và ngõ ra của hệ thống;

$x, F_m(x) \in \mathbb{R}^m$, $G_m(x) \in \mathbb{R}^{m \times m}$ là vector trạng thái có thể đo được, vector phi tuyến danh định, đồ lợi điều khiển tồn tại với mọi x trong hệ thống,

$L(x) \in \mathbb{R}^m$ đại diện cho các thành phần không chắc chắn do sai số của mô hình hoặc tác động của nhiễu và bị chặn trong hệ thống phi tuyến (1). Mục tiêu điều khiển là thiết kế hệ thống điều khiển để đầu ra hệ thống có thể bám theo tín hiệu mong muốn $y_d \in \mathbb{R}^m$.

Định nghĩa vector sai số của hệ thống [13]

$$e = y_d - y, \quad e = [e^1 \ e^2 \ \dots \ e^{n \times n}]^T \in \mathbb{R}^n \quad (2)$$

Hàm trượt tích phân được xác định [1]

$$s = e^m + K_e e^2 + \dots + K_n \int_0^t e(\tau) d\tau \quad (3)$$

$K_i \in \mathbb{R}^{m \times m}, i=1,2,\dots,n$, là những ma trận hằng số dương và được trình bày dạng véc tơ như sau

$$K = [K_1^T, K_2^T, \dots, K_n^T]^T \in \mathbb{R}^{n \times m} \quad (4)$$

Nếu $F_m(x) \in \mathbb{R}^m$, $G^{-1}(x) \in \mathbb{R}^{m \times m}$ và thành phần không biết $L(x) \in \mathbb{R}^m$ được biết chính xác thì bộ điều khiển được thiết kế theo [13] như sau.

$$u = G_m^{-1}(x) [y_d - F_m(x) - L(x) + K^T e] \quad (5)$$

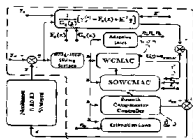
Thế bộ điều khiển lý tưởng (5) vào phương trình (1) ta có phương trình sai số động lực học

$$\dot{s} = e^m + K^T e = 0 \quad (6)$$

Ở phương trình (6), nếu K được chọn theo tiêu chuẩn Hurwitz thì sai số của hệ

thông sẽ hội tụ về zero khi thời gian tiến đến vô cùng. Tuy nhiên, thành phần $L(x)$ không được biết trong các ứng dụng thực tế nên u ở (5) không có giá trị. Vì vậy, một bộ điều khiển u_{SOWCMAC} kết hợp với bộ điều khiển u_{CC} được đề xuất như hình 1 nhằm đạt được đặc tính điều khiển bám đuổi theo quỹ đạo mong muốn. Hệ thống điều khiển có dạng như sau:

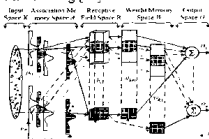
$$u = u_{\text{SOWCMAC}} + u_{\text{CC}} \quad (7)$$



Hình 1. Bộ điều khiển SOWCMAC

3. Bộ điều khiển SOWCMAC

Bộ điều khiển u_{SOWCMAC} kết hợp hàm Wavelet với khả năng học nhanh của CMAC để xấp xỉ thành phần không biết $L(x)$ nhằm cực tiểu sai số của hệ thống và giảm thời gian tính toán cho phần cứng. Mô hình WCMAC được đề xuất như mô tả ở hình 2 gồm có ba quá trình liên kết quan trọng và một quá trình tính toán ngõ ra. Tín hiệu lan truyền của mỗi không gian liên kết trong hình 2 được trình bày chi tiết trong [14].



Hình 2. Mô hình WCMAC

Độ phụ thuộc ngõ vào đối với mỗi lớp, không gian chứa liên kết ngõ vào, giá trị trọng số của mỗi không gian liên kết ngõ vào và ngõ ra của WCMAC được trình bày như (8) - (11).

$$\mu_k(1) = \frac{1}{\sigma_k} \exp \left[-\frac{(1 - m_k)^2}{2\sigma_k^2} \right] \quad (8)$$

$$i = 1, 2, \dots, n, \quad k = 1, 2, \dots, n_k$$

$$b_k(1, m_k, \sigma_k) = \prod_{i=1}^n \mu_k(i) \quad (9)$$

$$v_k(1) = w_k \cdot b_k(1) \quad (10)$$

$$u_{\text{SOWCMAC}}(1) = \left[w_1 \quad w_2 \quad \dots \quad w_{n_k} \right] \begin{bmatrix} b_1(1) \\ b_2(1) \\ \vdots \\ b_{n_k}(1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$- \sum_{k=1}^{n_k} w_k \cdot \prod_{i=1}^n \mu_k(i), \quad j = 1, 2, \dots, m$$

Để tối ưu hiệu quả của việc học, SOWCMAC được đề xuất để số lớp và tham số của hệ thống được học trực tuyến. Kỹ thuật thêm lớp và giảm lớp được thực hiện như sau.

Xác định độ sai lệch giữa ngõ vào 1 và trọng tâm m_k của lớp thứ k

$$MD_k(1) = \|1 - m_k\|, \quad k = 1, 2, \dots, n_k \quad (12)$$

Dùng phương pháp Max - Min để xác định thêm một lớp mới

$$\hat{k} = \arg \min_{1 \leq k \leq n_k} MD_k(1), \quad k = 1, 2, \dots, n_k \quad (13)$$

Nếu $\max MD_k(1) > K_s$ tức là giá trị kích thích của dữ liệu đầu vào mới đối với hàm thuộc quá nhỏ thì một lớp mới sẽ được tạo thêm, trong đó K_s là giá trị ngưỡng được cho trước. Trong trường hợp này, số lớp sẽ được tăng như sau:

$$n_k(t+1) = n_k(t) + 1 \quad (14)$$

Trong đó n_k là số lớp tại thời điểm t . Khi một lớp mới được tạo ra, trọng số liên kết và các tham số của hàm Wavelet được xác định lại như sau.

$$w_{n_k} = 0; \quad m_{n_k} = 1; \quad \sigma_{n_k} = \sigma_k \quad (15)$$

Tỉ số của thành phần thứ k (10) và đầu ra thứ j của WCMAC (11) được dùng để xác định trong trường hợp xóa lớp

$$MM_k = \frac{v_k(1)}{O_j(1)}, \quad k = 1, 2, \dots, n_k \quad (16)$$

Phương pháp Max - Min được sử dụng để xét ảnh hưởng của thành phần thứ k với ngõ ra thứ j :

$$\hat{k} = \arg \min_{1 \leq k \leq n_k} \max_{1 \leq j \leq n} MM_k(1) \quad (17)$$

Nếu $MM_k \leq K_o$ tức là sự ảnh hưởng của lớp thứ n_k đối với ngõ ra quá nhỏ nên được

loại bỏ, ở đây K_d là ngưỡng loại bỏ được định nghĩa trước.

3.1. Luật thích nghi của SOWCMAC

Thành phần $L(x)$ được xấp xỉ bởi bộ điều khiển SOWCMAC $u_{SOWCMAC}$

$$L(x) = u_{SOWCMAC}(I, w_k, m_k, \sigma_k) + \varepsilon \quad (18)$$

Trong đó ε là sai số của bộ xấp xỉ, thuật toán giảm độ dốc [2] được sử dụng cho bộ điều khiển này. Vì phân (3), áp dụng phương trình (1), thể $u = u_{SOWCMAC} + u_{cc}$, nhân cả hai vế với s^T cho ra kết quả như sau:

$$s^T \dot{s} = -s^T F_0(x) - s^T G_0(x)(u_{SOWCMAC} + u_{cc}) + s^T (y_d'' - L(x) - K^T e) \quad (19)$$

Trong đó, s^T được chọn như một hàm sai số. Mục tiêu của thuật toán này là cực tiểu giá trị của $s^T s$ để đạt được sự hội tụ của hệ thống theo SMC [1]. Giá trị của w_k , m_k và σ_k được cập nhật để cực tiểu giá trị của $s^T s$ như sau:

$$w_k(t+1) = w_k(t) + \Delta w_k \quad (20)$$

$$m_k(t+1) = m_k(t) + \Delta m_k \quad (21)$$

$$\sigma_k(t+1) = \sigma_k(t) + \Delta \sigma_k \quad (22)$$

Dưa vào (11), (19) - (22), giá trị của Δw_k , Δm_k , $\Delta \sigma_k$ được học theo luật sau.

$$\Delta w_k = -\eta_w \frac{\partial s^T s}{\partial w_k} = -\eta_w \frac{\partial s^T s}{\partial u_{SOWCMAC}} \frac{\partial u_{SOWCMAC}}{\partial w_k} \quad (23)$$

$$= \eta_w s^T G_0(x) \left(\prod_{i=1}^n \mu_k(i) \right)$$

$$\Delta m_k = -\eta_m \frac{\partial s^T s}{\partial m_k} = -\eta_m \frac{\partial s^T s}{\partial u_{SOWCMAC}} \frac{\partial u_{SOWCMAC}}{\partial m_k} \quad (24)$$

$$= \eta_m s^T G_0(x) w_k \frac{\partial \left(\prod_{i=1}^n \mu_k(i) \right)}{\partial m_k} = \eta_m s^T G_0(x) w_k \frac{\partial \left(\prod_{i=1}^n \left(1 - \left(\frac{1 - m_k}{\sigma_k} \right)^2 \right) \right)}{\partial m_k} / \sigma_k$$

$$\Delta \sigma_k = -\eta_\sigma \frac{\partial s^T s}{\partial \sigma_k} = -\eta_\sigma \frac{\partial s^T s}{\partial u_{SOWCMAC}} \frac{\partial u_{SOWCMAC}}{\partial \sigma_k} \quad (25)$$

$$= \eta_\sigma s^T G_0(x) w_k \frac{\partial \left(\prod_{i=1}^n \mu_k(i) \right)}{\partial \sigma_k} = \eta_\sigma s^T G_0(x) w_k \frac{\partial \left(\prod_{i=1}^n \left(1 - \left(\frac{1 - m_k}{\sigma_k} \right)^2 \right) \right)}{\partial \sigma_k} / \sigma_k$$

Trong đó: η_w , η_m , η_σ lần lượt là tốc độ học của trọng số, trọng tâm và độ rộng.

3.2. Bộ điều khiển bù: u_{cc}

Bộ điều khiển bù được sử dụng để duy trì sự ổn định của hệ thống khi hàm sai số (19) đạt cực tiểu với sai số ε

$$L(x) = u_{SOWCMAC}(I, w_k, m_k, \sigma_k) + \varepsilon \quad (26)$$

Bộ điều khiển bù u_{cc} có dạng như sau

[1]:

$$u_{cc} = -G_0^{-1}(x) \hat{D} \operatorname{sgn}(s) \quad (27)$$

Trong đó $\hat{D}$ là giá trị ước lượng của biên độ sai số D , $0 \leq \|e\| \leq D$. Sai số ước lượng:

$$\hat{D} = D - \hat{J} \quad (28)$$

Thế (7) vào (1) cho kết quả như sau.

$$\ddot{x}^{(n)} - F_0(x) + G_0(x)u_{SOWCMAC} + u_{cc} + L(x) \quad (29)$$

Phương trình sai số của hệ thống đạt được thông qua (5), (7) và (27) như sau:

$$e^{(n)} + K^T e = G_0(x)u_{cc} + \varepsilon = s \quad (30)$$

Chọn hàm Lyapunov:

$$V(s, \hat{D}) = \frac{s^T s}{2} + \frac{\hat{D}^2}{2\eta_D} \quad (31)$$

η_D là tốc độ học, vì phân phương trình (31), kết hợp các phương trình (26), (27), (28) và (29) cho kết quả như sau:

$$\begin{aligned} \dot{V}(s, \hat{D}) &= s^T \dot{s} + \frac{\partial \hat{D}}{\partial t} = s^T (-s - \hat{D}) \operatorname{sgn}(s) + \frac{\partial \hat{D}}{\partial t} \\ &= (s^T e - \hat{D} \|s\|) + \frac{\partial \hat{D}}{\partial t} \end{aligned} \quad (32)$$

Luật thích nghi của biên độ sai số D được chọn

$$\hat{D} = -\hat{D} - \eta_D \|s\| \quad (33)$$

Phương trình (31) được biểu diễn lại như sau

$$\begin{aligned} \dot{V}(s, \hat{D}) &= s^T e - \hat{D} \|s\| - (D - \hat{D}) \|s\| = (s^T e - D \|s\|) \\ &\leq (\|s\| \|s\| - D \|s\|) = -(D - \|s\|) \|s\| \leq 0 \end{aligned} \quad (34)$$

Áp dụng lý thuyết hàm Lyapunov và Barbalat's Lemma [1], ổn định của hệ thống được đảm bảo

4. Mô phỏng bàn trượt hai trục

4.1. Phương trình động học của bàn trượt

Phương trình động học của bàn trượt theo một trục được mô tả như sau [14]:

$$\begin{aligned} M\ddot{x} + D\dot{x} + Kx &= K_e u - F_g - F_o \\ F_n &= \alpha u - \beta |u| F_n - \gamma u^2 F_n \end{aligned} \quad (35)$$

Trong đó:

$x, \dot{x}, \ddot{x}$ lần lượt là vị trí, tốc độ và gia tốc của bàn trượt,

M, D, K lần lượt là khối lượng, hệ số ma sát nhớt, độ cứng liên kết giữa các trục;

F_g, F_f, K_e, u lần lượt là lực phụ tuyến được tạo thành do hiện tượng từ trễ, nhiễu bên ngoài, hệ số chuyển đổi điện áp thành lực tác động và điện áp điều khiển. Trong thực tế các tham số do hiện tượng từ trễ, hệ số ma sát nhớt, độ cứng liên kết hoặc nhiễu

thường thay đổi và không đo được, vì vậy phương trình động lực học của bàn trượt (35) được viết lại như sau:

$$\ddot{x} = F_x(x) + G_x(x)u + L(x, D, K, F_x, F_g) \quad (36)$$

Bộ điều khiển được đề xuất (7) có chức năng xấp xỉ các thành phần thay đổi hoặc không biết $L(x, D, K, F_x, F_g)$ đảm bảo ổn định cho hệ thống.

4.2. Thông số mô hình và kết quả mô phỏng

$$M = 5 \text{ kg}, D = 66 \text{ [N sec/m]}, K = 2.5 \text{ [N/μ]}, K_1 = 3 \text{ [N/V]}$$

Các tham số khởi tạo ban đầu: Không gian đầu vào I được chọn để thay đổi trong khoảng $[-1 \ 1]$, trọng số w_{ij} nhỏ tùy ý.

$$m_k = [-1 \ -0.8 \ -0.6 \ -0.4 \ -0.2 \ 0.0 \ 0.4 \ 0.6 \ 0.8 \ 1]$$

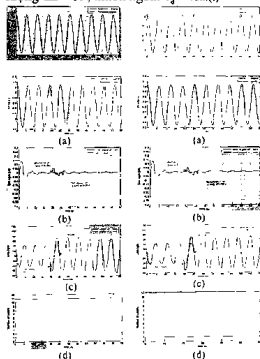
$$\sigma_k = [0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3]$$

$$\eta_e = \eta_m = \eta_o = 0.01, \eta_n = 0.3, K_1 = 200, K_2 = K_1/3$$

$$x_{ed} = x_c = 2^* \cos(t), K_g = 500, K_f = 0.01, x(0) = [1 \ 6 \ 16]^T$$

$$\dot{x}(0) = [0 \ 0, \dot{x}(0) = [0 \ 0 \ 0]^T, \eta_i = 1, F_g(x) = 1, G_x(x) = 1$$

Giá sử hệ số ma sát nhất D thay đổi một lượng $\Delta D = 60$, nhiễu ngoài $F_g = 4 \sin(t)$



Hình 3. WCMAC: (a) đáp ứng vị trí, (b) sai số, (c) tín hiệu điều khiển, (d) số lớp

Hình 4. SOWCMAC: (a) đáp ứng vị trí, (b) sai số, (c) tín hiệu điều khiển, (d) số lớp

Nhận xét: Kết quả mô phỏng trong hình 3 và hình 4 cho thấy rằng mặc dù có sự xuất

hiện của sự thay đổi tham số $\Delta D \approx 60$ và nhiễu $F_g = 4 \sin(t)$ ở trục X tại thời điểm $t = 20s$ và ở trục Y tại thời điểm $t = 25s$ nhưng hệ thống vẫn nhanh chóng hội tụ và ổn định. Tham số và cấu trúc của hệ thống được tự tổ chức để giảm số lớp của mạng từ 11 lớp xuống còn 1 lớp, đáp ứng khả năng điều khiển theo thời gian thực của bộ xử lý.

5. Kết luận

Bài báo này ứng dụng thành công bộ điều khiển SOWCMAC cho hệ thống phi tuyến MIMO để đạt được đặc tính bám đuổi vị trí chính xác cao dưới sự có mặt của các thành phần không chắc chắn và nhiễu. Cấu trúc của mạng được tự tổ chức hoàn toàn tự động đáp ứng khả năng học theo thời gian thực của bộ xử lý. Kết quả mô phỏng bàn trượt hai trục chứng minh rằng bộ điều khiển SOWCMAC đạt được đặc tính điều khiển bám đuổi tốt.

Tài liệu tham khảo

- [1] J. E. Shima and W. P. Li, *Applied Nonlinear Control*, Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1993.
- [2] Moun T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Hodson Beale, Orlando De Jesus, *Neural Network Design 2nd Edition*.
- [3] J. R. Nunez and H. Wang, "A direct adaptive neural-network control for unknown nonlinear systems and its application," *IEEE Trans Neural Netw.*, vol. 9, no. 1, Jan. 1998, pp. 27-34.
- [4] C. M. Lin and C. F. Hsu, "Superior recurrent fuzzy neural network control of surge risk for slender delta wings," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 12, no. 5, 2004, pp. 733-742.
- [5] S. Jagannathan, S. Commey, "Pendulum linearization using CMAC neural networks," *Automatica*, vol. 34, no. 3, 1998, pp. 547-557.
- [6] Hong Lin Shieh, Chun-Yun Bao, "A Robust Fuzzy CMAC Function Approximation," *Conference on Machine Learning*, 2010, pp. 11-14.
- [7] S. F. Su, T. Tao, "Credit assigned CMAC and its application to online learning robot controllers," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B, Cybern.*, vol. 33, no. 2, 2003, pp. 202-213.
- [8] S. Y. Wang, C. L. Tseng, "Adaptive fuzzy cerebellar model articulation control for switched reluctance motor drive," *IET Electr. Power Appl.*, vol. 6, no. 3, Mar. 2012, pp. 190-202.
- [9] C. H. Lu, "Wavelet fuzzy neural networks for identification and prediction of control of dynamic systems," *IEEE Trans. Ind.*, vol. 38, no. 7, Jul. 2011, pp. 3046-3058.
- [10] J. Hu and F. Pruit, "Self-organizing CMAC neural networks and adaptive dynamic control in Proc. IEEE Int. Symp. Intel. Control/Intell. Syst. Smartwires, 1999, pp. 259-265.
- [11] H. M. Lee, C. M. Chen, "A self-organizing HCMAC neural-network classifier," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 14, no. 1, 2003, pp. 15-27.
- [12] C. M. Lin and Y. F. Pang, "Adaptive CMAC-based supervisory control for uncertain nonlinear systems," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B, Cybern.*, vol. 34, no. 2, 2004, pp. 1248-1260.
- [13] Mohamed Baheti, "Neural Stable Adaptive Control For a class of nonlinear systems," *Journal of Engineering Science and Technology*, Vol. 7, No. 1 (2012), pp. 97 - 118.
- [14] Chih-Min Lin, Hsin-Yi Lu, "Intelligent Control Using Wavelet Fuzzy CMAC Backstepping Control System for Two-Axis Motion Piezoelectric Ceramic Motor Drive Systems."

Ngày nhận bài: 27/12/2016

Ngày chuyển phản biện: 30/12/2016

Ngày hoàn thành sửa bài: 20/01/2017

Ngày chấp nhận đăng: 26/01/2017