

THIẾT KẾ BỘ LỌC THÍCH NGHI SỬ DỤNG BỘ ĐIỀU KHIỂN HỌC TẬP CẢM XÚC CỦA NÃO BỘ TỔNG HỢP MỜ

ADAPTIVE FILTER DESIGN USING FUZZY SYNTHETIC BRAIN EMOTIONAL LEARNING CONTROLLERS

Huỳnh Tuấn Tú^{1a*}, Ngô Kim Long^{2,b} và Nguyễn Thanh Sơn^{3,c}

¹ Khoa Cơ điện-Điện tử, Trường Đại học Lạc Hồng, Việt Nam.

² Trung tâm Nghiên cứu Khoa học và Ứng dụng, Trường Đại học Lạc Hồng, Việt Nam

^ahuynhtuantu@lhu.edu.vn, ^bngokimlong@lhu.edu.vn, ^cnguyenthanhson@lhu.edu.vn

TÓM TẮT: Bài báo này đề xuất một thuật toán hiệu quả cho thiết kế bộ lọc thích nghi. Một bộ điều khiển học tập cảm xúc não mờ (FSBC) được đề xuất và được thiết kế như một bộ lọc thích nghi cho việc xử lý tín hiệu. Thiết kế này sử dụng những tính năng của bộ điều khiển mô hình tiểu não (CMAC) và bộ điều khiển học tập cảm xúc đại não (BELC) nhằm kết hợp hiệu quả hai bộ điều khiển này với nhau và được đặt tên là bộ điều khiển tổng hợp học tập cảm xúc não bộ (SBELC). Hơn nữa, một hệ thống suy luận mờ mới được đề xuất dựa trên cấu trúc của SBELC được đề xuất. Mô hình toán học này có thể bắt chước khả năng phán đoán và cảm xúc của não bộ. FSBC chứa hai mạng nơ-ron; một là mạng nơ-ron cảm giác và mạng còn lại là mạng nơ-ron cảm xúc. Hai mạng lưới này ảnh hưởng lẫn nhau và điều này sẽ cải thiện hiệu quả khả năng học tập của FSBC. Cấu trúc của FSBC có đáp ứng động nên thích hợp cho việc xử lý tín hiệu tốc độ cao. Để huấn luyện mạng nhanh chóng, một thuật toán học tham số hiệu quả dựa trên phương pháp giảm độ dốc chuẩn hóa được trình bày. Để chứng minh hiệu suất của bộ lọc FSBC thích ứng được đề xuất, nó được áp dụng cho hệ thống hệ thống khử nhiễu thích nghi. Ưu điểm của bộ lọc được đề xuất so với các bộ lọc thích nghi khác được xác minh thông qua các mô phỏng.

TỪ KHOÁ: Bộ lọc thích nghi, bộ điều khiển mô hình tiểu não, bộ điều khiển cảm xúc đại não, hệ thống suy luận mờ, hệ thống khử nhiễu

ABSTRACT: This paper proposes an efficient algorithm for the adaptive filter design. A fuzzy synthetic brain emotional learning controller (FSBC) is proposed and is designed as an adaptive filter for the signal processing problems. This design uses the feature of a cerebellar model articulation controller (CMAC) and a brain emotional learning controller (BELC) to combine the effectiveness of both controllers and named as a synthetic brain emotional learning controller (SBELC). Moreover, a new fuzzy inference system is proposed based on the structure of the proposed SBELC, then the fuzzy SBELC (FSBC) is built. This mathematical model can mimic judgment and emotion of a brain. FSBC comprises two neural networks; one is a sensory neural network and the other is an emotional neural network. These two networks affect each other and this will effectively improve the learning ability of FSBC. The structure of FSBC has dynamic response, thus it is suitable for high-speed signal processing. To allow fast training, an efficient parameter learning algorithm based on the normalized gradient descent method is presented. To demonstrate the performance of the proposed adaptive FSBC filter, it is applied to a nonlinear channel equalization system and an adaptive noise cancelation system. The advantages of the proposed filter over other adaptive filters are verified through simulations.

KEYWORDS: Adaptive filter, cerebellar model articulation controller, brain emotional learning controller, fuzzy inference system, noise cancelation system

1. GIỚI THIỆU

Thuật ngữ bộ lọc thích nghi được định nghĩa là sự thay đổi đặc tính của bộ lọc theo một số kiểu tự động để thu được chất lượng tín hiệu tốt nhất có thể bất chấp các điều kiện tín hiệu hệ thống thay đổi. Hoạt động của bộ lọc tín hiệu theo định nghĩa là trích xuất một cái gì đó mong muốn từ một tín hiệu có chứa cả thành phần mong muốn và không mong muốn. Một bộ lọc tuyến tính tối ưu theo nghĩa bình phương trung bình tối thiểu có thể được thiết kế để tách tín hiệu khỏi nhiễu bằng cách giảm thiểu tín hiệu lỗi được hình thành bằng cách lấy tín hiệu mong muốn trừ đi tín hiệu đã lọc. Đối với các tín hiệu nhiễu với số liệu thống kê thay đổi theo thời gian, quá trình giảm thiểu này thường được thực hiện bằng cách sử dụng bộ lọc thích nghi [1]. Trong những năm qua, các bộ lọc thích nghi được sử dụng trong các ứng dụng rộng rãi như xử lý hình ảnh và truyền thông để khử nhiễu [2], mô hình hóa hệ thống nghịch đảo và nhiều ứng dụng khác nữa [3]. Bộ lọc tuyến tính thích

nhghi thường được sử dụng trong số các bộ lọc thích nghi vì nó có thể dễ dàng phân tích và tính toán. Nhưng hiệu suất của bộ lọc tuyến tính thích nghi không được mong muốn khi có hiện tượng phi tuyến tính đột ngột xảy ra. Do đó, để đối phó với những điều này, một số bộ lọc phi tuyến tính đã được phát triển và sử dụng, bộ lọc ngăn xếp thích nghi, bộ lọc volterra thích nghi [4] và bộ lọc mờ thích nghi [1] là những bộ lọc chính trong số các bộ lọc này.

Một số bộ điều khiển được đề xuất và sử dụng cho các ứng dụng xử lý tín hiệu khác nhau. Do nhu cầu ngày càng tăng về các lựa chọn thay thế cho cấu trúc tuyến tính thường được giả định trong các bài toán xử lý tín hiệu nên mạng nơ-ron

Received: 21, 06, 2021

Accepted: 12, 12, 2021

Corresponding: Huỳnh Tuấn Tú

Email: huynhtuantu@lhu.edu.vn

đã được áp dụng cho một loạt các ứng dụng

xử lý tín hiệu. Mạng nơ-ron cung cấp sự cải thiện hiệu suất đáng kể trong các ứng dụng khác nhau khi quá trình cơ bản liên quan đến sự phi tuyến và tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu kém [5]. Tuy nhiên, quá trình học của mạng nơ-ron diễn ra chậm vì tất cả các trọng số đều được cập nhật trong mỗi chu kỳ học. Do đó, hiệu quả của mạng nơ-ron bị hạn chế trong các vấn đề yêu cầu học trực tuyến. Bộ điều khiển khớp mô hình tiêu não, do Albus đề xuất đầu tiên có thể được coi như một cơ chế học tập mô phỏng theo tiêu não của con người [6]. Bộ điều khiển mô hình tiêu não (CMAC) được phân loại là một mạng bộ nhớ liên kết không được kết nối đầy đủ với các trường tiếp nhận chồng chéo [7]. Nó có thể giải quyết vấn đề tăng kích thước nhanh chóng và khó khăn trong học tập trong các loại mạng nơ-ron hiện có.

Moren và Balkenius [8], [9] đã trình bày một mô hình tính toán để học cảm xúc trong não của động vật có vú. Lucas đề xuất bộ điều khiển thông minh dựa trên cảm xúc học tập của não (BELBIC) và đưa nó vào như một khái niệm mới trong kỹ thuật điều khiển [10]. Sau đó, cấu trúc của bộ điều khiển cảm xúc não được phát triển và nó được sử dụng trong nhiều ứng dụng kỹ thuật điều khiển [11-13]. Cấu trúc này được gọi là bộ điều khiển học tập cảm xúc của não (BELC). Não có một hạch hạnh nhân và một vỏ não trước trán; cái trước là mạng nơ-ron cảm giác và cái sau là mạng nơ-ron cảm xúc. Mạng nơ-ron cảm giác có các tham số tự học và điều chỉnh. Mạng lưới thần kinh cảm xúc chịu sự kích thích của các yếu tố bên ngoài và có tác động gián tiếp đến mạng lưới thần kinh cảm giác. Hai mạng này ảnh hưởng lẫn nhau, và đầu ra của bộ điều khiển học tập cảm xúc của não (BELC) chứa hai mạng này.

Trong nghiên cứu này, bằng cách kết hợp CMAC với BELC, một bộ điều khiển mới có tên là bộ điều khiển tổng hợp học tập cảm xúc não bộ (SBELC) được đề xuất. Ở đây, nó kết hợp những ưu điểm của cả CMAC và BELC để mang lại kết quả nâng cao. Hơn nữa, một hệ thống suy luận mờ mới được đề xuất dựa trên cấu trúc của SBELC được đề xuất, và bộ lọc SBELC mờ (FSBC) được xây dựng. Sau đó, FSBC này được áp dụng cho các vấn đề xử lý tín hiệu để thấy được sự hiệu quả của nó.

2. BỘ LỌC THÍCH NGHI FSBC

2.1 Các quy tắc suy luận mờ của FSBC

Bộ điều khiển học tập cảm xúc đại não bao gồm hai phần: một là hạch hạnh nhân chịu trách nhiệm phán đoán và phần kia là vỏ não trước trán chịu trách nhiệm kiểm soát cảm xúc. Vì vậy, hệ suy luận mờ của FSBC được đề xuất bao gồm hai cơ sở quy tắc mờ: một là hệ mờ hạch hạnh nhân và cơ sở kia là hệ mờ trước trán.

Hệ thống mờ hạch hạnh nhân được thiết kế như sau:

$$\text{If } s_1 \text{ is } \phi_{1j} \text{ and } s_2 \text{ is } \phi_{2j}, \dots, s_{n_i} \text{ is } \phi_{n_i j}, \text{ then } u_a = v_j \quad (1)$$

for $i = 1, 2, \dots, n_i, j = 1, 2, \dots, n_j$

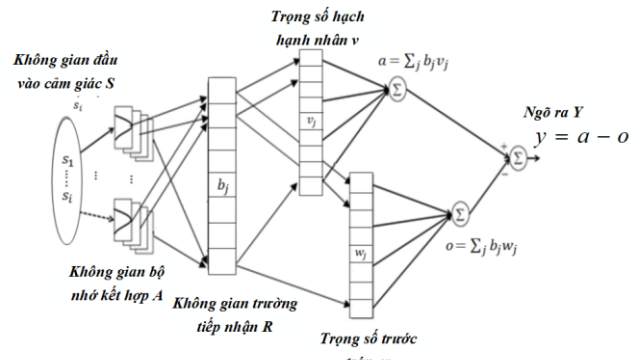
Hệ thống mờ trước trán được thiết kế như sau:

$$\text{If } s_1 \text{ is } \phi_{1j} \text{ and } s_2 \text{ is } \phi_{2j}, \dots, s_{n_i} \text{ is } \phi_{n_i j}, \text{ then } u_o = w_j \quad (2)$$

for $i = 1, 2, \dots, n_i, j = 1, 2, \dots, n_j$

trong đó, n_i là kích thước đầu vào, s_i là không gian vỏ não cảm giác cho đầu vào thứ i , v_j là trọng lượng hạch hạnh nhân thứ j , u_a là đầu ra của hạch hạnh nhân, w_j là trọng lượng trước trán thứ j và u_p là đầu ra của phần trước trán.

2.2 Cấu trúc của FSBC



Hình 1. Cấu trúc của FSBC

FSBC được đề xuất được thể hiện trong hình 1. Cấu trúc của FSBC có không gian đầu vào cảm giác, không gian bộ nhớ liên kết, không gian trường tiếp nhận, trọng số cảm giác và khối đầu ra. Sự lan truyền tín hiệu và chức năng cơ bản của mỗi không gian được giải thích như sau:

1) Không gian đầu vào cảm giác S:

Đặt biến ngõ vào là $s = [s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_{n_i}]^T \in \mathcal{R}^n$, với mỗi biến trạng thái đầu vào phải được lượng tử hóa thành các vùng rời rạc (được gọi là các phần tử từ một không gian điều khiển nhất định). Số phần tử n_E được gọi là độ phân giải.

2) Không gian bộ nhớ kết hợp A: Một số phần tử có thể được tích lũy thành một khối, số khối n_B thường lớn hơn hoặc bằng hai. Trong không gian này, mỗi khối thực hiện một hàm cơ sở trường tiếp nhận, có thể được định nghĩa là hình chữ nhật hoặc hình tam giác hoặc bất kỳ hàm bị giới hạn liên tục nào. Ở đây, hàm Gaussian được chấp nhận là hàm cơ sở trường tiếp nhận, có thể được biểu diễn dưới dạng như sau:

$$\phi_{ij} = \exp \left[\frac{-(s_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right] \text{ for } j=1, 2, \dots, n_B \quad (3)$$

trong đó, ϕ_{ij} đại diện cho hàm cơ sở trường tiếp nhận cho khối thứ j của đầu vào thứ i với giá trị trung bình m_{ij} và phương sai σ_{ij} . Mỗi khối trong không gian này có hai tham số có thể điều chỉnh là m_{ij} và σ_{ij} .

3) Không gian trường tiếp nhận R: Số lượng các trường tiếp nhận n_R bằng n_B trong bài báo này. Mỗi vị trí của A tương ứng với một trường tiếp nhận. Hàm trường tiếp nhận đa chiều được định nghĩa là

$$b_j = \exp \left[\sum_{i=1}^{n_i} \frac{-(s_i - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right] \text{ for } j=1, 2, \dots, n_R \quad (4)$$

Trong đó, b_j được liên kết với trường tiếp nhận thứ j .

4) Trọng số giác quan v và w: Trọng số đầu ra được chia thành trọng số hạch hạnh nhân và trọng số trước trán [12]. Mỗi vị trí của R đi đến một giá trị điều chỉnh cụ thể trong trọng số hạch hạnh nhân v có thể được biểu thị bằng

$$v = [v_1, v_2, \dots, v_j, \dots, v_{n_R}] \in \mathcal{R}^{n_R} \quad (5)$$

Tương tự, cùng một vị trí của R với một giá trị có thể điều chỉnh cụ thể trong trọng số phần trước trán w được biểu thị bằng

$$w = [w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_{n_R}] \in \mathcal{R}^{n_R} \quad (6)$$

5) **Ngõ ra Y:** Tính toán đầu ra của FSBC được biểu thị bằng $y = a - o$, với

$$a = \sum_j^{n_R} b_j v_j \quad (7)$$

$$o = \sum_j^{n_R} b_j w_j \quad (8)$$

3. THUẬT TOÁN HỌC TRỰC TUYẾN CỦA FSBC

Để ước tính các tham số trong không gian bộ nhớ kết hợp, trường tiếp nhận và trọng số của FSBC, trước tiên chúng ta xác định một hàm mục tiêu:

$$J(k) = \frac{1}{2} (d(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (9)$$

trong đó, $e(k) = d(k) - y(k)$ là sai số ngõ ra của bộ lọc được tính bằng hiệu số giữa đáp ứng mong muốn $d(k)$ và ngõ ra của FSBC $y(k)$. Với hàm mục tiêu $J(k)$, luật cập nhật tham số dựa trên phương pháp giảm độ dốc chuẩn hóa có thể được tính toán như sau:

$$m_{ij}(k+1) = m_{ij}(k) + \mu_m \frac{\partial J}{\partial m_{ij}} \quad (10)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) + \mu_\sigma \frac{\partial J}{\partial \sigma_{ij}} \quad (11)$$

$$v_j(k+1) = v_j(k) + \mu_v \frac{\partial J}{\partial v_j} \quad (12)$$

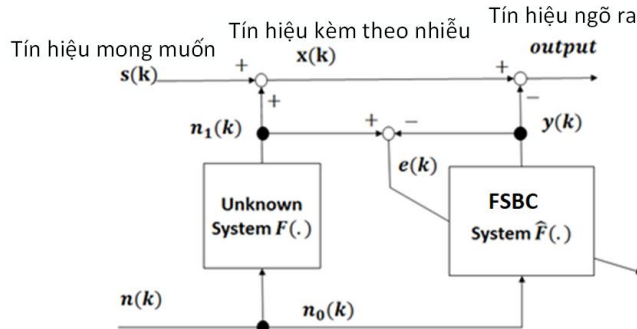
$$w_j(k+1) = w_j(k) + \mu_w \frac{\partial J}{\partial w_j} \quad (13)$$

$$\text{Với } \frac{\partial J}{\partial m_{ij}} = e(v_j - w_j) b_j \frac{2(s_i - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2},$$

$$\frac{\partial J}{\partial \sigma_{ij}} = e(v_j - w_j) b_j \frac{2(s_i - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^3}, \quad \frac{\partial J}{\partial v_j} = e b_j, \text{ and}$$

$$\frac{\partial J}{\partial w_j} = e b_j.$$

4. ỨNG DỤNG KHỬ NHIỄU THÍCH NGHI VÀ KẾT QUẢ MÔ PHỎNG



Hình 2. Hệ thống khử nhiễu thích nghi sử dụng FSBC

Hình 2 biểu diễn sơ đồ khối của bộ khử nhiễu thích nghi (ANC) [5]. Đầu vào chính cho bộ lọc $x(k)$ là hỗn hợp của tín hiệu mong muốn $s(k)$ và tín hiệu sơ cấp $n_1(k)$ được tạo ra từ nguồn nhiễu $n(k)$. Tín hiệu nhận được có thể được đưa ra là

$$x(k) = s(k) + n_1(k) \quad (14)$$

$n_1(k)$ được tạo ra bằng cách truyền tín hiệu nhiễu qua một kênh không xác định $F(\cdot)$. Hệ thống ANC tính toán một bộ lọc $\hat{F}(\cdot)$, bộ lọc này sẽ biến đổi $n(k)$ thành $y(k)$, để đầu ra cuối cùng $x(k) - y(k)$ gần với tín hiệu quan tâm $s(k)$. Các tham số của $\hat{F}(\cdot)$ được cập nhật bằng cách giảm thiểu sai số bình phương trung bình. Giả sử rằng $s(k)$ và $n_1(k)$ không liên quan. Bộ lọc thích nghi yêu cầu đầu vào thứ hai, được gọi là đầu vào tham chiếu $n_0(k)$, không liên quan đến tín hiệu quan tâm $s(k)$ nhưng có liên quan chặt chẽ hoặc tương quan với nhiễu $n_1(k)$ theo một cách nào đó mà không cần biết. ANC sửa đổi đầu vào tham chiếu $n_0(k)$ để thu được tín hiệu $y(k)$ gần với nhiễu $n_1(k)$ nhất có thể. Sau đó, tín hiệu $y(k)$ được trừ khỏi đầu vào chính để ước tính tín hiệu mong muốn. Giả sử tín hiệu mong muốn $s(k)$, nhiễu sơ cấp $n_1(k)$, đầu vào tham chiếu $n_0(k)$ và ước lượng nhiễu sơ cấp $y(k)$ là cố định về mặt thống kê và không có giá trị trung bình bằng 0 và $n_0(k)$ có tương quan với $n_1(k)$. Khi đó đầu ra của ANC là

$$e(k) = x(k) - y(k) = s(k) + n_1(k) - y(k) \quad (15)$$

Lấy bình phương và kỳ vọng của cả hai bên sẽ có kết quả là

$$E[e^2(k)] = E[s^2(k)] + E[n_1(k) - y(k)]^2 \quad (16)$$

Đối với ứng dụng ANC, mục tiêu là tối thiểu hóa giá trị của $E[e^2(k)]$, và khi

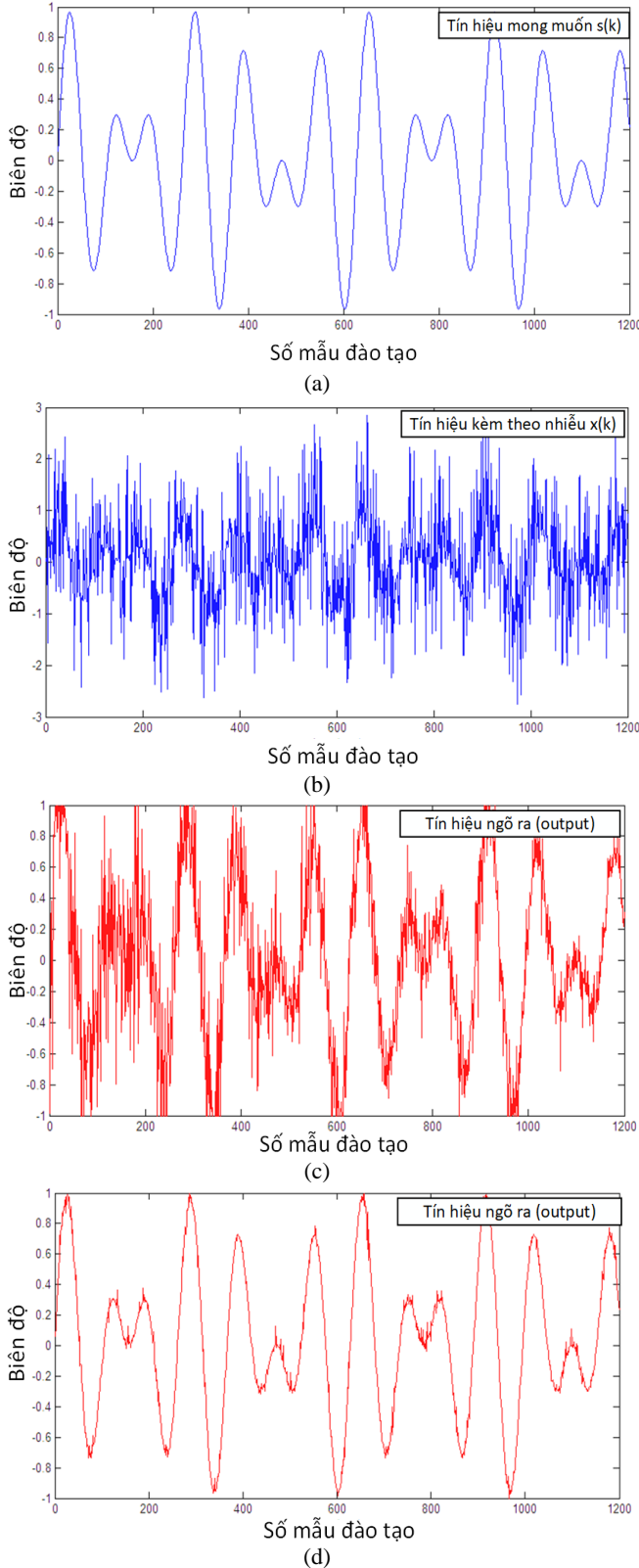
$$E[n_1(k) - y(k)]^2 = E[n_1(k) - F(n_0(k))]^2 \quad (17)$$

tiến về 0, lỗi còn lại $e(k)$ trên thực tế là tín hiệu mong muốn $s(k)$, trong đó $F(\cdot)$ biểu diễn chức năng của bộ lọc thích nghi phi tuyến.

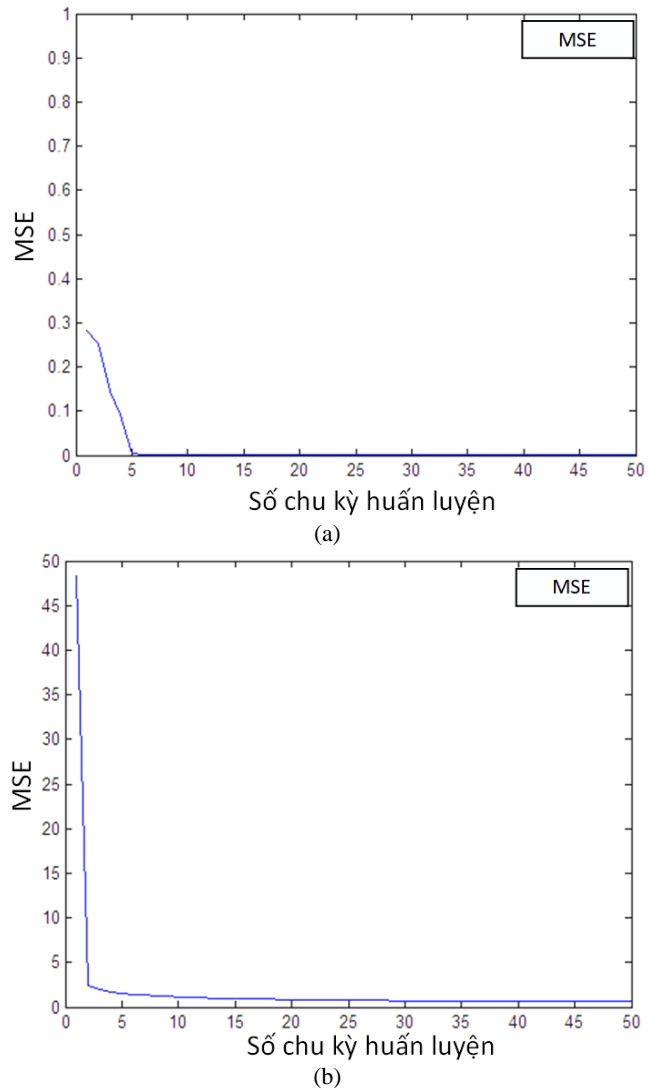
Trong phần thực nghiệm, chúng tôi xem xét tín hiệu mong muốn $s(k) = \sin(0.06k)\cos(0.01k)$, được thể hiện trong Hình 3 (a). Tín hiệu nhiễu $n(k)$ được tạo ra bởi nhiễu trắng, được chuẩn hóa trong $[-1.5, 1.5]$. Tổng số 1200 mẫu huấn luyện được sử dụng trong thí nghiệm này. Nhiễu $n(k)$ sẽ đi qua một kênh phi tuyến tạo ra nhiễu gây hại $n_1(k)$. Mỗi quan hệ giữa $n(k)$ và $n_1(k)$ là $n_1(k) = F(n(k))$, trong đó $F(\cdot)$ thể hiện chức năng của kênh phi tuyến. Trong mô phỏng này, chúng tôi sử dụng hàm $F(x) = n_1(k) = 0.6 \cdot (n(k))^3$. Sau đó, kết quả của tín hiệu kèm theo nhiễu $x(k)$ được hiển thị trong Hình 3 (b). Đầu vào của FSBC là tín hiệu tham chiếu $n_0(k) = n(k)$.

Kết quả mô phỏng của FSBC sau khi huấn luyện 1 chu kỳ và 50 chu kỳ được thể hiện tương ứng trong Hình 3 (c) và (d). Kết quả sau 50 chu kỳ huấn luyện cho thấy rằng tín hiệu phục hồi gần với tín hiệu ban đầu, tức là FSBC được đề xuất có thể đạt được hiệu suất khử nhiễu thuận lợi. Hơn nữa, so sánh sai số bình phương trung bình (MSE) cho hệ thống này giữa FSBC được đề xuất và bộ lọc điều khiển khớp mô hình tiêu não phản hồi thích nghi (ARC) [14]

được đưa ra trong hình 4. Hiệu quả hội tụ của bộ lọc FSBC tốt hơn nhiều so với bộ lọc ARC.



Hình 3. (a) Tín hiệu mong muốn $s(k)$; (b) Tín hiệu kèm theo nhiễu $x(k)$; (c) Tín hiệu được khôi phục bằng bộ lọc FSBC trong 1 chu kỳ huấn luyện đầu tiên; (d) Tín hiệu được khôi phục bằng bộ lọc FSBC sau 50 chu kỳ huấn luyện



Hình 4. (a) Sự hội tụ của sai số bình phương trung bình (MSE) của FSBC trong 50 chu kỳ huấn luyện; (b) Sự hội tụ của sai số bình phương trung bình (MSE) của ARC trong 50 chu kỳ huấn luyện

Bảng 1 So sánh giá trị sai số bình phương trung bình và thời gian tính toán của hai bộ lọc ARC và FSBC trong 50 chu kỳ huấn luyện

	Bộ lọc ARC	Bộ lọc FSBC
Sai số bình phương trung bình (MSE)	0.00033	0.00014
Thời gian tính toán (giây)	19.34	18.99

Bảng 1 cho thấy giá trị sai số bình phương trung bình (MSE) và thời gian tính toán trung bình cho 50 lần chạy. Kết quả cho thấy bộ lọc FSBC được đề xuất có thể đạt được hiệu suất lọc tốt hơn và thời gian tính toán ít hơn so với bộ lọc ARC đối với hệ thống khử nhiễu này.

5. KẾT LUẬN

Bài báo này đã đề xuất một bộ lọc tích cực mới có tên bộ điều khiển học tập cảm xúc não tổng hợp mờ (FSBC) cho hệ thống khử nhiễu thích nghi. FSBC bắt chước một bộ não để nó chứa hai mạng thần kinh; cái trước là mạng nơ-ron cảm giác và cái sau là mạng nơ-ron cảm xúc. Mạng nơ-ron cảm xúc có các tham số tự học và tự điều chỉnh. Mạng lưới thần kinh cảm xúc chịu sự kích thích của các yếu tố bên ngoài và có tác động gián tiếp đến mạng lưới thần kinh

cảm giác. Hai mạng này ảnh hưởng lẫn nhau. Hơn nữa, việc giới thiệu trường tiếp nhận giữa các mạng này giúp cho việc tính toán trở nên dễ dàng. Kết quả mô phỏng chứng minh rằng hiệu suất lọc thuận lợi có thể đạt được bằng cách áp dụng bộ lọc FSBC được đề xuất và hiệu suất tốt hơn so với việc sử dụng bộ lọc điều khiển khớp mô hình tiểu não phân hồi thích nghi (ARC).

6. TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Wang, L. X. Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, **1994**.
- [2] Widrow B.; Glover J. R.; McCool J. M.; Kaunitz J.; Williams C. S.; Hearn R. H.; Zeidler J. R.; Dong E.; Goodlin R. C. Adaptive Noise Cancellation: Principles and Applications. IEEE Proc. **1975**, 63(12), 1692–1716.
- [3] Widrow B. and Stearns S. D. Adaptive Signal Processing. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, **1985**.
- [4] Lin C. T. and Juang C. F. An Adaptive Neural Fuzzy Filter and Its Applications. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics. **1997**, 27(4), 635–656.
- [5] Le, T. L.; Huynh, T. T.; Lin, C. M. Adaptive Filter Design for Active Noise Cancellation Using Recurrent Type-2 Fuzzy Brain Emotional Learning Neural Network. Neural Computing and Applications. **2020**, 32, 8725–8734.
- [6] Albus J. S. A New Approach to Manipulator Control: The Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC). Trans. ASME, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control. **1975**, 97(3), 220–227.
- [7] Lin, C. M.; Huynh, T. T. Dynamic TOPSIS Fuzzy Cerebellar Model Articulation Controller for Magnetic Levitation System. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. **2019**, 36(3), 2465-2480.
- [8] LeDoux, J. E. The Amygdala: Neurobiological Aspects of Emotion, Wiley-Liss, New York, 1992.
- [9] Balkenius, C.; Moren, J. Emotional Learning: A Computational Model of the Amygdala. Cybernetics and Systems. **2001**, 32(6), 611-636.
- [10] Lucas, C.; Shahmirzadi, D.; Sheikholeslami, N. Introducing BELBIC: Brain Emotional Learning Based Intelligent Controller. International Journal of Intelligent Automation and Soft Computing. **2004**, 10(1), 11-22.
- [11] Yang, G.; Cao, Y.; Zhang, L. Design of Brain Emotional Learning Model Based Hydraulic Servo System. 2011 Second International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering (MACE). **2011**, 4874 - 4876.
- [12] Huynh, T. T.; Lin, C. M. Wavelet Dual Function-Link Fuzzy Brain Emotional Learning System Design for System Identification and Trajectory Tracking of Nonlinear Systems. 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC). **2019**, 1653-1657.
- [13] Le, T. L.; Lin, C. M.; Huynh, T. T. Self-Evolving Type-2 Fuzzy Brain Emotional Learning Control Design for Chaotic Systems Using PSO. Applied Soft Computing. **2018**, 73, 418-433.
- [14] Peng Y.F.; Lin, C. M. Adaptive Recurrent Cerebellar Model Articulation Controller for Linear Ultrasonic Motor with Optimal Learning Rates. **2007**, 70 (16-18), 2626-2637.