

NHẬN DẠNG HỆ THỐNG PHI TUYẾN SỬ DỤNG MÔ HÌNH MẠNG LIÊN KẾT CHỨC NĂNG HÀM MŨ MỞ RỘNG (GAEFLN)

Nguyễn Phúc Ngọc

Trường Đại học Vinh

Ngày nhận bài 17/11/2021, ngày nhận đăng 11/02/2022

DOI <https://doi.org/10.56824/vujs.2021nt23>

Tóm tắt: Các hàm mở rộng dựa trên mô hình mạng liên kết chức năng lượng giác TFLN (Trigonometric Functional Link Networks) và mạng liên kết chức năng theo hàm mũ thích nghi AEFLN (Adaptive Exponential Functional Link Networks) đã được ứng dụng một cách rộng rãi trong việc nhận dạng hệ thống phi tuyến. Tuy nhiên các mô hình này thiếu các số hạng chéo (tích của mẫu vào và các mẫu quá khứ của nó). Điều này làm đặc tính của chúng bị suy giảm, đặc biệt trong hệ thống phi tuyến chứa đựng méo phi tuyến mạnh. Trong nghiên cứu này chúng tôi đề xuất mô hình AEFLN suy rộng (GAEFLN- Generalized AEFLN) cho nhận dạng hệ thống phi tuyến. Vì GAEFLN chứa đựng các hàm mở rộng dạng sin, hàm mũ và số hạng chéo nên đặc tính hội tụ sẽ được cải thiện. Kết quả mô phỏng dựa trên nhận dạng hệ thống phi tuyến cho thấy đặc tính của GAEFLN là vượt trội so với TFLN và AEFLN.

Từ khóa: Mạng liên kết chức năng (FLN); nhận dạng phi tuyến; số hạng chéo.

1. Mở đầu

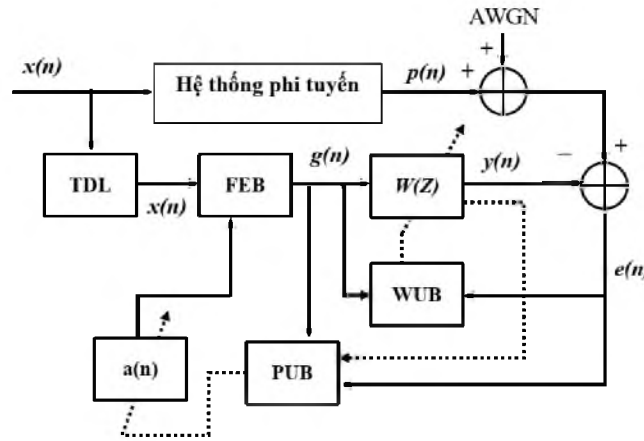
Mạng liên kết chức năng (FLN) đã trở thành một trong những mô hình phổ biến để mô hình hóa các hệ thống phi tuyến. Trong các mô hình này, tín hiệu đầu vào được mở rộng chức năng phi tuyến theo TFLN hoặc AEFLN [1]. Các mô hình TFLN và AEFLN đã được ứng dụng rất rộng rãi trong các lĩnh vực khác nhau như: lọc thích nghi phi tuyến [1-2], cân bằng kênh [3-4], khử tiếng ồn [5-7] và nhận dạng hệ thống phi tuyến [8-10]. Trong những năm gần đây, các nghiên cứu về GAEFLN cũng được áp dụng trong nhiều mô hình phi tuyến, cụ thể như mô hình kiểm soát tiếng ồn, nhiều trong các kênh truyền [11-12], mô hình giảm tín hiệu nhiễu phi tuyến trên các kênh truyền [11].

Nghiên cứu nhận dạng hệ thống phi tuyến đang là chủ đề đang được các học giả trong nước và quốc tế nghiên cứu [8-10]. Trong các nghiên cứu này, các tác giả chủ yếu sử dụng hàm chức năng lượng giác, hàm mũ thích nghi hay sử dụng các phiên bản gần đúng của AEFLN là 1 IAEFLN (Apx1-IAEFLN) và 2 IAEFLN (Apx2-IAEFLN) để mở rộng chức năng phi tuyến nhằm cải thiện giá trị MSE cũng như sự hội tụ của hệ thống. Tuy nhiên, các nghiên cứu này chưa khai thác hết các thành phần chéo của tín hiệu vào mô hình nên giá trị hội tụ cũng đặc tính hội tụ chưa cao. Trong khi đó mô hình GAEFLN đã được nghiên cứu áp dụng rất nhiều trong các lĩnh vực khác nhau như mô hình kiểm soát tiếng ồn, nhiều trong các kênh truyền [11-12] và đã đạt được các giá trị MSE, đường cong hội tụ rất tốt so với các mô hình sử dụng TFLN, AEFLN [9-10]. Từ các lý do trên tác giả đề xuất nhận dạng hệ thống phi tuyến sử dụng mô hình GAEFLN.

2. Mô hình phi tuyến FLN

2.1. Mô hình nhận dạng hệ thống phi tuyến

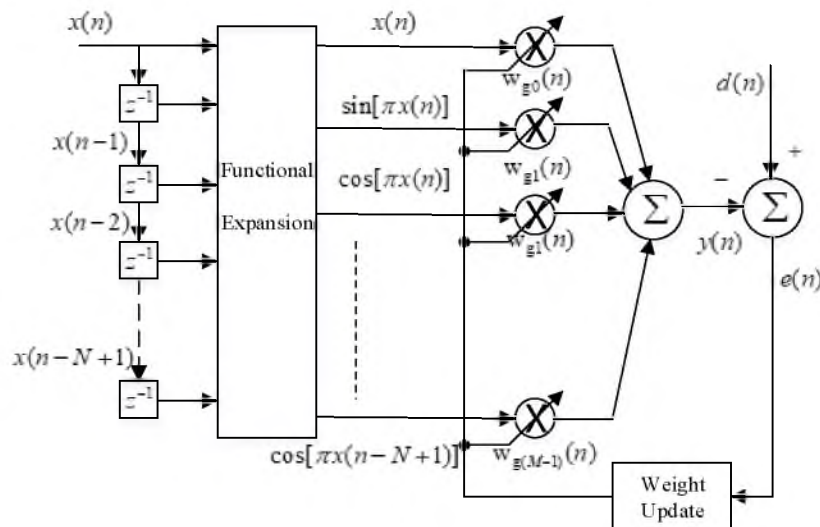
Trên Hình 1, $x(n)$ là tín hiệu đầu vào đi qua một hệ thống phi tuyến chưa biết để tạo ra tín hiệu $p(n)$, tín hiệu này được cộng với nhiễu nền (gaussian trắng) để có tín hiệu mong muốn $d(n)$, với n là chỉ số thời gian rời rạc. Gọi $W(z)$ là đáp ứng xung thích nghi (FIR) với hệ số $W(n)$. Tín hiệu đầu vào $x(n)$ được mở rộng bởi khối mở rộng chức năng (FEB) để tạo ra véc tơ tín hiệu mở rộng. Trong nghiên cứu này chúng tôi sử dụng các hàm mở rộng TFLN và AEFLN để mở rộng tín hiệu vào. Khối WUB sử dụng lỗi dư để cập nhật các trọng số lọc $W(n)$. Các tham số được cập nhật nhờ vào khối PUB.



Hình 1: Sơ đồ khối bộ nhận dạng phi tuyến. PUB: Parameter Update Block, WUB Weight Update Block, FEB: Functional Expansion Block, TDL: Time Delay Line

2.2. Mô hình phi tuyến dựa trên TFLN

Hình 2 minh họa mô hình mở rộng dựa trên hàm liên kết chức năng lượng giác TFLN [9].



Hình 2: Sơ đồ cấu trúc mô hình TFLN cơ bản

Giả sử $\mathbf{x}(n)$ là tín hiệu đầu vào mô hình TFLN, khi đó vector tín hiệu được mở rộng có thể được viết như sau, với N là tổng số mẫu đầu vào:

$$\mathbf{g}(n) = \{x(n), \sin[\pi x(n)], \cos[\pi x(n)], x(n-1), \sin[\pi x(n-1)], \cos[\pi x(n-1)], \dots, x(n-N+1), \sin[\pi x(n-N+1)], \cos[\pi x(n-N+1)]\}^T \quad (1)$$

Giả sử $\mathbf{W}_g(n)$ là vector trọng số thích nghi của mô hình TFLN

$$\mathbf{W}_g(n) = [w_{g0}(n), w_{g1}(n), \dots, w_{g(M-1)}(n)] \quad (2)$$

Ta có tín hiệu đầu ra của mô hình TFLN được biểu diễn bằng công thức sau

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{g}(n)\mathbf{W}_g^T(n) \quad (3)$$

Dựa trên thuật toán thích nghi LMS (Least Mean Square) thì vector trọng số $\mathbf{W}_g(n)$ được suy ra bởi công thức như sau:

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \mu_w \mathbf{e}(n)\mathbf{x}(n) \quad (4)$$

trong đó μ_w là tham số điều khiển tốc độ của thuật toán và lỗi dư $\mathbf{e}(n)$ được xác định là:

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{y}(n) \quad (5)$$

2.3. Mô hình AEFLN

Hàm mở rộng TFLN mô hình hệ thống phi tuyến dựa trên mở rộng của dạng hàm $\sin()$ và $\cos()$. Tuy nhiên, trong thực tế, nhiều tín hiệu tự nhiên có sự thay đổi biên độ nhanh (ví dụ như tín hiệu thoại) [1], việc sử dụng hàm TFLN để mô hình hệ thống phi tuyến như vậy sẽ không hiệu quả. Để khắc phục hạn chế này, trong nghiên cứu [1], các tác giả đã kết hợp các hàm TFLN với các hàm mũ. Hệ thống này được gọi là hàm AEFLN [1] và được minh họa như trong Hình 3.

Tín hiệu đầu ra của mô hình AEFLN được biểu diễn bởi công thức

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{f}(n)\mathbf{W}_f^T(n) \quad (6)$$

trong đó $\mathbf{W}(n)$ là ma trận trọng số, $\mathbf{f}(n)$ là vector tín hiệu mở rộng.

$$\mathbf{W}_f(n) = [w_{f0}(n), w_{f1}(n), \dots, w_{f(M-1)}(n)] \quad (7)$$

Trong đó tín hiệu $\mathbf{f}(n)$ được mở rộng dựa trên hàm AEFLN như được tham khảo trong [1].

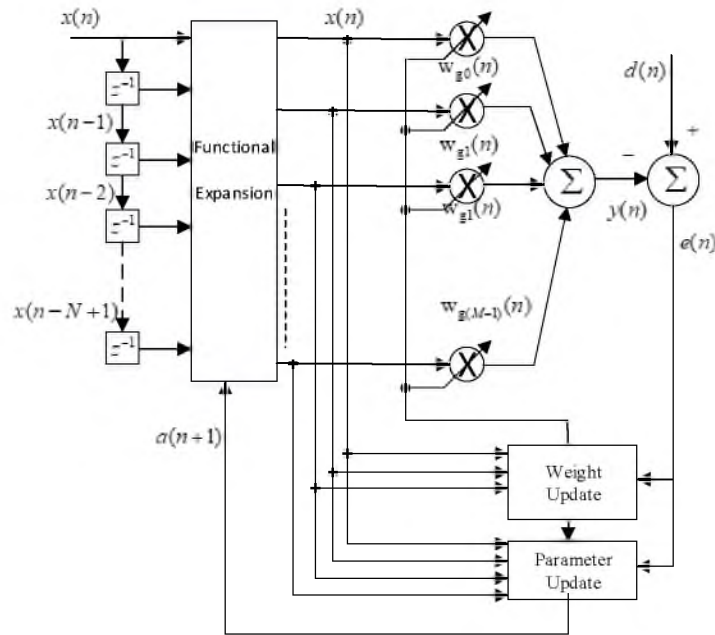
$$\mathbf{f}(n) = \{x(n), e^{-a(n)|x(n)|} \sin[\pi x(n)], e^{-a(n)|x(n)|} \cos[\pi x(n)], x(n-1), e^{-a(n)|x(n-1)|} \sin[\pi x(n-1)], e^{-a(n)|x(n-1)|} \cos[\pi x(n-1)], \dots, x(n-N+1), e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \sin[\pi x(n-N+1)], e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \cos[\pi x(n-N+1)]\}^T \quad (8)$$

Tham số exponential thích nghi $a(n)$ được biểu diễn bởi

$$a(n+1) = a(n) + \frac{\mu_a}{[z^T(n)w(n)]^2 + \beta} e(n)z^T(n)w(n) \quad (9)$$

Với $z(n)$ được biểu diễn bởi

$$\begin{aligned} z(n) = & \{x(n)e^{-a(n)|x(n)|}\sin[\pi x(n)], x(n)e^{-a(n)|x(n)|}\cos[\pi x(n)], \\ & x(n-1)e^{-a(n)|x(n-1)|}\sin[\pi x(n-1)], x(n-1)e^{-a(n)|x(n-1)|}\cos[\pi x(n-1)], \\ & \dots, x(n-N+1)e^{-a(n)|x(n-N+1)|}\sin[\pi x(n-N+1)], \\ & x(n-N+1)e^{-a(n)|x(n-N+1)|}\cos[\pi x(n-N+1)]\}^T \end{aligned} \quad (10)$$



Hình 3: Sơ đồ cấu trúc mô hình AEFLN cơ bản

Vectơ trọng số $W_f(n)$ sử dụng trong mô hình AEFLN áp dụng công thức (4).

2.4. Mô hình GAEFLN [9]

Hàm mở rộng AEFLN đã được chứng minh là hiệu quả trong nhận dạng các hệ thống phi tuyến, khử tiếng ồn [1]. Tuy nhiên, như được chỉ ra trong [9] thì hàm mở rộng AEFLN thiếu các số hạng chéo (nghĩa là tích của mẫu vào và các mẫu quá khứ của nó). Điều này có thể làm giảm đặc tính của nó khi trong hệ thống chứa tính phi tuyến này. Bằng cách thêm các số hạng chéo vào trong hàm AEFLN, một hàm mới đã được đề xuất trong [11], [12] và đã được áp dụng thành công trong hệ thống khử tiếng ồn tích cực. Hình 4 minh họa mô hình GAEFLN.

Giả sử $x(n)$ là tín hiệu đầu vào của mô hình GAEFLN, (tham khảo công trình [11], [12]) chúng ta có vectơ tín hiệu được mở rộng như sau,

$$\begin{aligned}
 \mathbf{f}_1(n) = & \{x(n), e^{-a(n)|x(n)|} \sin[\pi x(n)], e^{-a(n)|x(n)|} \cos[\pi x(n)], x(n-1), \\
 & e^{-a(n)|x(n-1)|} \sin[\pi x(n-1)], e^{-a(n)|x(n-1)|} \cos[\pi x(n-1)], \dots, x(n-N+1), \\
 & e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \sin[\pi x(n-N+1)], e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \cos[\pi x(n-N+1)], \\
 & x(n-1)e^{-a(n)|x(n)|} \sin[\pi x(n)], x(n-1)e^{-a(n)|x(n)|} \cos[\pi x(n)], \\
 & x(n-2)e^{-a(n)|x(n-1)|} \sin[\pi x(n-1)], x(n-2)e^{-a(n)|x(n-1)|} \cos[\pi x(n-1)], \dots, \\
 & x(n-N)e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \sin[\pi x(n-N+1)], \\
 & x(n-N)e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \cos[\pi x(n-N+1)]\}^T
 \end{aligned} \tag{11}$$

Tín hiệu cập nhật trọng số $z_1(n)$ của mô hình GAEFLN được mô tả bởi công thức:
 $a(n+1) = a(n) + \frac{m_a}{|z^T(n)w(n)|^2 + b} e(n)z^T(n)w(n)$

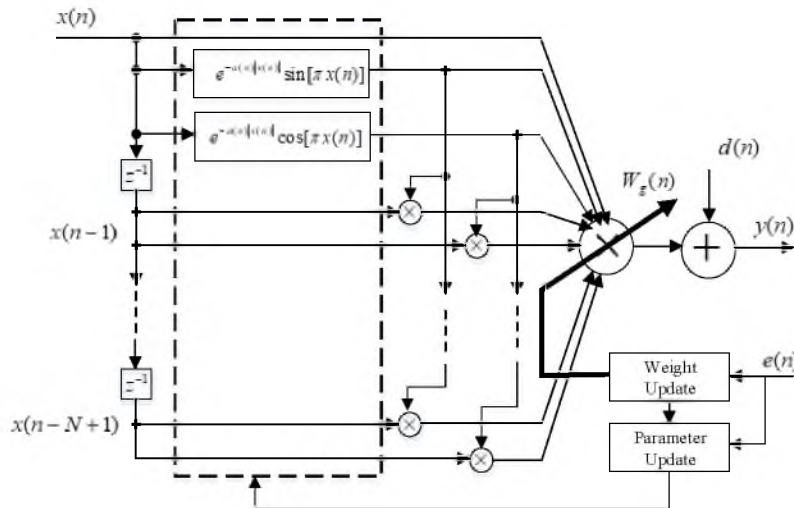
Với

$$\begin{aligned}
 \mathbf{z}_1(n) = & \{x(n)e^{-a(n)|x(n)|} \sin[\pi x(n)], x(n)e^{-a(n)|x(n)|} \cos[\pi x(n)], \\
 & x(n-1)e^{-a(n)|x(n-1)|} \sin[\pi x(n-1)], x(n-1)e^{-a(n)|x(n-1)|} \cos[\pi x(n-1)], \dots, \\
 & x(n-N+1)e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \sin[\pi x(n-N+1)], \\
 & x(n-N+1)e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \cos[\pi x(n-N+1)], \dots, x(n-1)e^{-a(n)|x(n)|} \sin[\pi x(n)], \\
 & x(n-1)e^{-a(n)|x(n)|} \cos[\pi x(n)], \dots, x(n-N)e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \sin[\pi x(n-N+1)], \\
 & x(n-N)e^{-a(n)|x(n-N+1)|} \cos[\pi x(n-N+1)]\}^T
 \end{aligned} \tag{12}$$

Tín hiệu đầu ra:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{f}_1(n)\mathbf{w}_{f_1}^T(n) \tag{13}$$

Trong mô hình GAEFLN tác giả sử dụng thuật toán thích nghi LMS, nên vectơ trọng số $\mathbf{W}_{f_1}(n)$ được xác định bởi công thức (4).



Hình 4: Sơ đồ cấu trúc mô hình GTFLN

3. Nghiên cứu mô phỏng

Trong phần này, chúng tôi tiến hành nghiên cứu, mô phỏng và so sánh các mô hình TFLN, AEFLN và GAEFLN cho hệ thống nhận dạng phi tuyến. Giả sử tín hiệu đầu vào $x(n)$ là tín hiệu ngẫu nhiên phân bố đều trong khoảng -0.5 và 0.5 , nhiều quan sát là nhiễu cộng trắng chuẩn với SNR bằng 30 dB, tham số điều khiển tốc độ học của thuật toán mô phỏng mô hình TFLN với $\mu_w = 0.01$, còn các tham số mô hình AEFLN, GAEFLN được đặt là: $\mu_w = 0.01$; $\mu_a = 0.001$; $\beta = 0.5$. Sai số bình phương trung bình (MSE) là thước đo chất lượng của các hệ thống.

Quá trình mô phỏng hệ thống được xem xét trên hai phương diện. Phương diện thứ nhất cho hệ số thích nghi ban đầu là $a(1) = 0$ và phương diện thứ 2 là $a(1) = 1$. Trong đó tín hiệu ước lượng $p(n)$ được đề xuất trong các thí nghiệm đó tương ứng với các công thức (14), (15), (16) và (17).

$$p(n) = 2 \left\{ \frac{1}{1 + e^{-\alpha q(n)}} - \frac{1}{2} \right\}, \text{ với } \alpha = 4 \text{ nếu } q(n) > 0 \text{ và } \alpha = 0.5 \text{ nếu } q(n) \leq 0;$$

trong đó

$$q(n) = \frac{3}{2}x(n) - \frac{3}{10}x^2(n) \quad (14)$$

$$p(n) = x^3(n) + 0.3x^2(n) - 0.4x(n) \quad (15)$$

$$p(n) = 0.6\sin[\pi x(n)] + 0.3\sin[3\pi x(n)] + 0.1\sin[5\pi x(n)] \quad (16)$$

$$p(n) = \frac{4x^3(n) - 1.2x^2(n) - 3x(n) + 1.2}{0.4x^5(n) + 0.8x^4(n) - 1.2x^3(n) + 0.2x^2(n) - 3} \quad (17)$$

Các giá trị MSE(dB) trong Bảng 1 và Bảng 2 được lấy trung bình của 1000 mẫu lặp lại cuối cùng trong tất cả các giá trị đầu ra. Các đường đặc tuyến của MSE ở trường hợp $a(1) = 0$ và trường hợp $a(1) = 1$ được thể hiện Hình 5 và Hình 6 tương ứng.

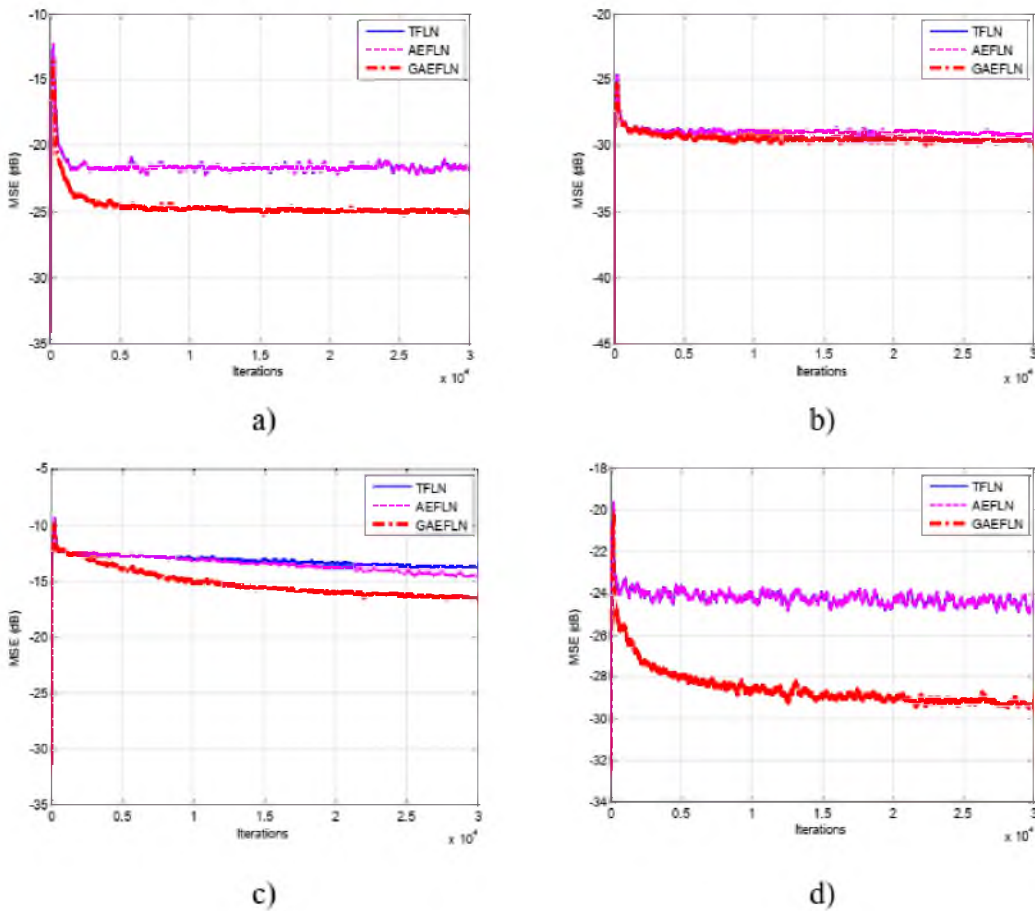
Bảng 1: Giá trị trung bình MSE (dB) mô hình FLN ($a(1)=0$)

THÍ NGHIỆM	TFLN (dB)	AEFLN (dB)	GAEFLN (dB)
1	-21.407016	-21.416452	-25.162905
2	-29.012901	-29.167964	-29.432813
3	-14.001666	-14.768601	-16.737360
4	-24.665353	-24.667757	-29.505264

Bảng 2: Giá trị trung bình MSE(dB) mô hình FLN $a(1)=1$

THÍ NGHIỆM	TFLN (dB)	AEFL (dB)	GAEFLN (dB)
5	-21.614735	-21.766881	-26.332304
6	-29.393580	-29.575364	-29.923028
7	-13.737362	-17.537854	-18.102189
8	-25.070062	-23.875429	-29.112589

+ Trường hợp 1: $a(1)=0$

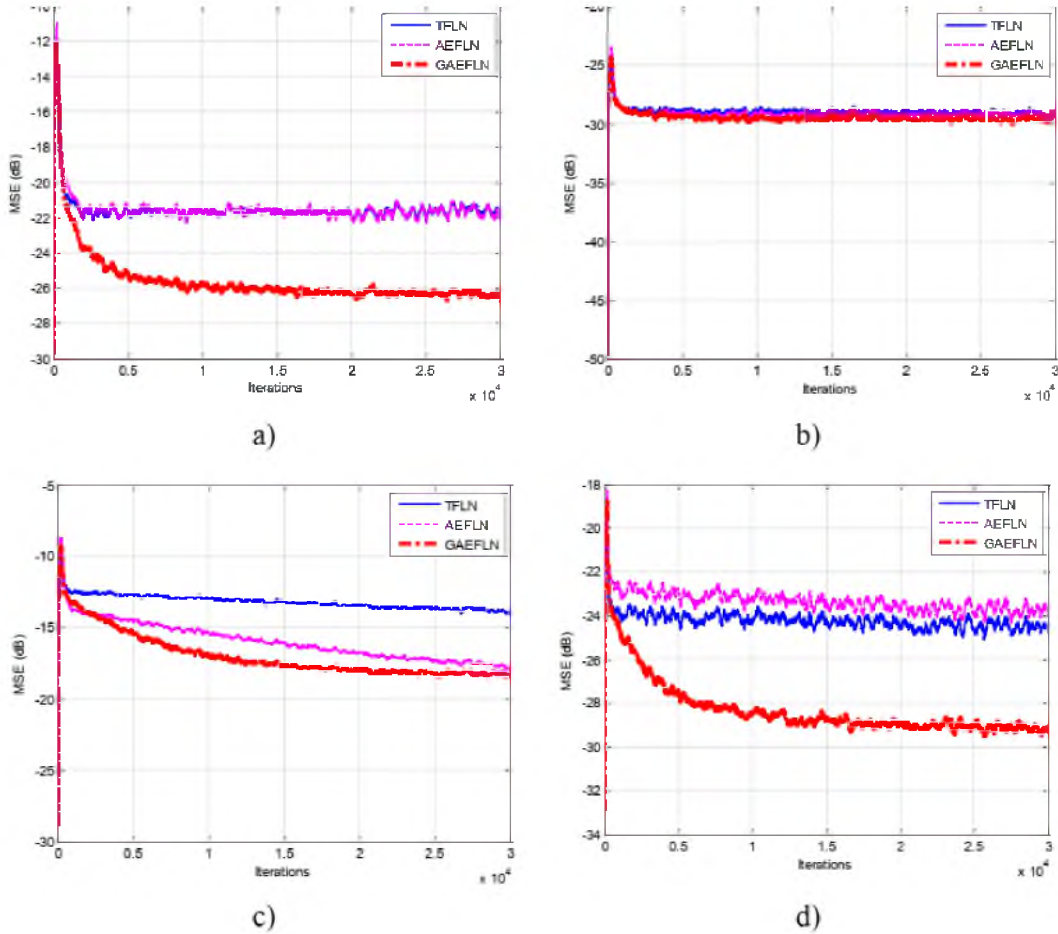


Hình 5: So sánh kết quả mô phỏng mô hình TFLN, AEFLN và GAEFLN với hệ số thích nghi ban đầu $a(1)=0$
 a) Thí nghiệm 1; b) Thí nghiệm 2; c) Thí nghiệm 3; d) Thí nghiệm 4

Các giá trị MSE trong bảng 1 là kết quả mô phỏng các mô hình TFLN, AEFLN, GAEFLN với các tín hiệu ước lượng $p(n)$ đề xuất khác nhau. Thí nghiệm 1 sử dụng tín hiệu $p(n)$ theo công thức (14) có kết quả là: $-21.407016(\text{dB})$, $-21.416452(\text{dB})$, $-25.162905(\text{dB})$. Thí nghiệm 2 sử dụng công thức (15) cho giá trị MSE $-29.012901(\text{dB})$, $-29.167964(\text{dB})$, $-29.432813(\text{dB})$. Thí nghiệm 3 sử dụng công thức (16) cho giá trị MSE $-14.001666(\text{dB})$, $-14.768601(\text{dB})$, $-16.737360(\text{dB})$. Thí nghiệm 4 sử dụng công thức (17) cho giá trị MSE $-24.665353(\text{dB})$, $-24.667757(\text{dB})$ và $-29.505264(\text{dB})$. Kết quả trên cho thấy mô hình GAEFLN có giá trị MSE tốt nhất và tính chất hội tụ được thể hiện trên Hình 5 cũng tốt hơn so với các mô hình TFLN và AEFLN.

Tương tự như trong trường hợp 1, các giá trị MSE của mô hình GAEFLN trên Bảng 2 của các thí nghiệm 5, thí nghiệm 6, thí nghiệm 7 và thí nghiệm 8 với các $p(n)$ tương ứng với các công thức (14), (15), (16) và (17) cho kết quả MSE tốt nhất và đặc tính hội tụ được thể hiện trên Hình 6 cũng nhanh hơn so với các mô hình TFLN và AEFLN. Các thí nghiệm trên cũng cho thấy giá trị MSE và đặc tính hội tụ của GAEFLN với trường hợp $a(1)=1$ tốt hơn so với trường hợp $a(1)=0$.

+ Trường hợp 2 ($a(1)=1$)



Hình 6: So sánh kết quả mô phỏng mô hình TFLN, AEFLN và GAEFLN với hệ số thích nghi ban đầu $a(1)=1$

a) Thí nghiệm 5; b) Thí nghiệm 6; c) Thí nghiệm 7; d) Thí nghiệm 8

Qua kết quả phân tích các đồ thị Hình 5, Hình 6 và giá trị MSE trong Bảng 1 và Bảng 2, tác giả nhận thấy rằng mô hình GAEFLN với hệ số $a(1) = 1$ cho kết quả tốt nhất cả về đặc tính hội tụ cũng như giá trị sai số bình phương trung bình (MSE).

4. Kết luận

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã chỉ ra được mô hình GAEFLN là phù hợp cho mô hình nhận dạng phi tuyến. Các kết quả mô phỏng cho thấy nó đạt được đặc tính hội tụ nhanh hơn và giá trị MSE (dB) tốt hơn so với các mô hình dựa trên TFLN và AEFLN. Tuy nhiên do phải bổ sung thêm các thành phần chéo trong hàm mở rộng nên tính phức tạp của hệ mô hình cũng tăng lên đáng kể.

Lời cảm ơn: Tác giả cảm ơn đề tài cấp Bộ mã số B2021-TDV-03 do Bộ Giáo dục và Đào tạo tài trợ kinh phí.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Vinal Patel, Vaibhav Gandhi, ShashankHeda, and Nithin V. George, “Design of Adaptive Exponential Functional Link Network-Based Nonlinear Filters,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems-I: Regular papers*, 63(9), 9/2016.
- [2] Trisrota Deb, Dwaipayan Ray, Nithin V. George, “Design of Nonlinear Filters Using Affine Projection Algorithm Based Exact and Approximate Adaptive Exponential Functional Link Networks,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, Vol. 67, Issue: 11, 11/2020.
- [3] Haiquan Zhao, Jiashu Zhang, “Functional link neural network cascaded with Chebyshev orthogonal polynomial for nonlinear channel equalization,” *Signal Processing*, Vol. 88, Issue 8, pp. 1946-1957, 8/2008.
- [4] Haiquan Zhao, Jiashu Zhang, “Adaptively Combined FIR and Functional Link Artificial Neural Network Equalizer for Nonlinear Communication Channel,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 20, Issue 4, 2009.
- [5] Santosh Kumar Nanda, Debi Prasad Tripathy, “Application of Functional Link Artificial Neural Network for Prediction of Machinery Noise in Opencast Mines,” *Advances in Fuzzy Systems*, 2011.
- [6] Alberto Carini, Giovanni L. Sicuranza, “A new class of FLANN filters with application to nonlinear active noise control,” *IEEE Xplore*, 2012.
- [7] Giovanni L. Sicuranza, Alberto Carini, “Adaptive recursive FLANN filters for nonlinear active noise control,” *International conference on 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2011.
- [8] Jagdish C. Patra, Ranendra N. Pal, B. N. Chatterji, Ganapati Panda, “Identification of Nonlinear Dynamic Systems Using Functional Link Artificial Neural Networks,” *IEEE transactions on system, man, and cybernetics-part B cybernetics*, Vol. 29, No. 2, 1999.
- [9] Rajesh Kumar, Smriti Srivastava, Amit Mohindr, “Lyapunov stability-Dynamic Back Propagation-based comparative study of different types of functional link neural networks for the identification of nonlinear systems,” *Methodologies and Application*, 2020.
- [10] Sankha Subhra Bhattacharjee; Nithin V. George, “Nonlinear System Identification Using Exact and Approximate Improved Adaptive Exponential Functional Link Networks,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, Vol. 67, Issue 12, 2020.
- [11] Giovanni L. Sicuranza, Alberto Carini, “A Generalized FLANN Filter for Nonlinear Active Noise Control,” *IEEE Transactions on audio, speech and language processing*, Voi. 19, No. 8, 2011.
- [12] Dinh Cong Le, Jiashu Zhanga, Defang Lia, Sheng Zhanga, “A generalized exponential functional link artificial neural networks filter with channel-reduced diagonal structure for nonlinear active noise control,” *Applied Acoustics*, pp. 174-181, 2018.

SUMMARY

NONLINEAR SYSTEM IDENTIFICATION BASED ON GENERALIZED ADAPTIVE EXPONENTIAL FUNCTION LINK NETWORKS MODEL

Nguyen Phuc Ngoc
Vinh University

Received on 17/11/2021, accepted for publication on 11/02/2022

Extension functions based on the model of the trigonometric functional link networks (TFLN) and the adaptive exponential functional link networks (AEFLN) have been widely applied in nonlinear identification systems. However, these models are lack of cross-terms (multiple input sample and its past samples). This degrades their performance, especially in nonlinear systems containing strong nonlinear distortion. In this paper, we propose a generalized AEFLN model (GAEFLN) for nonlinear system identification. Since the GAEFLN contains sine, exponential, and cross-terms expansion function, its convergence characteristics will be significantly improved. Simulation results based on nonlinear system identification show that the performance of the proposed GAEFLN is superior to those of the TFLN and AEFLN.

Keywords: Functional Link Networks; nonlinear identification; cross-terms.