

A COMPARISON OF THE GENERALIZED FOURIER SERIES AND FUNCTIONAL LINKS ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR NONLINEAR ACTIVE NOISE CONTROL SYSTEM

Le Dinh Cong

School of Engineering and Technology, Vinh University

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Received: 24/10/2022	The behavior of nonlinearity in the active noise control (ANC) system is not the same. Therefore, in order to increase the efficiency of noise reduction, we need to understand the type of nonlinearity in the ANC system and choose the appropriate model. This paper presents a comparison and evaluation between the even mirror Fourier series (EMF) and the functional links artificial neural networks (FLANN) for the nonlinear ANC system. By analyzing the nonlinear influences that exist in the primary path, the secondary path, and the noise source in the active noise control system, various types of nonlinearity, such as memory nonlinearity, memory-less nonlinearity, and chaotic nonlinearity has been discussed. Furthermore, the modeling capabilities of the expansion functions based on the EMF and FLANN for the types of nonlinearities have been analyzed. The causes for such behavior have also been pointed out. Many computational simulations in different nonlinear scenarios have been carried out to demonstrate the analysis and evaluation of ANC systems based on the EMF and FLANN models.
Revised: 19/12/2022	
Published: 21/12/2022	
KEYWORDS	
Active noise control	
Generalized Fourier series	
FLANN	
Nonlinear distortion	
Adaptive algorithm	

SO SÁNH MÔ HÌNH CHUỖI FOURIER MỞ RỘNG VÀ MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO LIÊN KẾT CHỨC NĂNG CHO HỆ THỐNG KIỂM SOÁT TIẾNG ỒN CHỦ ĐỘNG PHI TUYẾN

Lê Đình Công

Viện Kỹ thuật và Công nghệ, Trường Đại học Vinh

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
Ngày nhận bài: 24/10/2022	Đặc điểm của tính phi tuyến trong hệ thống kiểm soát tiếng ồn chủ động ANC (active noise control) là không giống nhau. Do đó, để tăng hiệu quả cho việc giảm tiếng ồn, chúng ta cần phải hiểu được loại của tính phi tuyến trong hệ thống ANC và lựa chọn được mô hình phù hợp. Bài báo này trình bày một so sánh, đánh giá giữa chuỗi Fourier mở rộng EMF (Even Mirror Fourier) và Mạng nơ-ron nhân tạo liên kết chức năng FLANN (Functional links artificial neural networks) cho hệ thống ANC phi tuyến. Bằng cách phân tích cụ thể các ảnh hưởng phi tuyến tồn tại trong đường dẫn sơ cấp (primary path), đường dẫn thứ cấp (secondary path) và nguồn tiếng ồn trong hệ thống ANC, nhiều loại tính phi tuyến, chẳng hạn như phi tuyến có nhớ (memory nonlinearity), phi tuyến không nhớ (memory-less nonlinearity) và tính phi tuyến hỗn loạn (chaotic) đã được thảo luận. Hơn nữa, khả năng mô hình phi tuyến của hàm mở rộng EMF và FLANN cho các loại phi tuyến trong hệ thống ANC đã được phân tích. Các nguyên nhân cũng đã được chỉ ra. Nhiều mô phỏng tính toán trong các kịch bản phi tuyến khác nhau đã được tiến hành để chứng minh cho những phân tích, đánh giá các hệ thống ANC dựa trên mô hình EMF và FLANN.
Ngày hoàn thiện: 19/12/2022	
Ngày đăng: 21/12/2022	
TỪ KHÓA	
Kiểm soát tiếng ồn chủ động	
Chuỗi Fourier suy rộng	
FLANN	
Méo phi tuyến	
Thuật toán thích nghi	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.6760>

Email: ldcong@vinhuni.edu.vn

1. Giới thiệu

Kiểm soát tiếng ồn chủ động (ANC: active noise control) đã nhận được nhiều sự chú ý trong các nghiên cứu gần đây cả về mặt lý thuyết và ứng dụng [1], [2]. Nguyên lý của hệ thống ANC đó là dựa trên sự pha trộn vật lý của các sóng âm thanh dẫn đến hiện tượng giao thoa, dẫn đến làm cho sóng âm thanh được tăng cường hoặc bị suy yếu. Theo nguyên tắc này, sự giao thoa làm triệt tiêu của sóng âm thanh có thể được sử dụng để làm giảm tiếng ồn không mong muốn [1]. So với phương pháp kiểm soát tiếng ồn thụ động (sử dụng các vật liệu đặc biệt để cách âm, giảm âm hoặc hấp thụ âm) thì phương pháp ANC có chi phí thấp hơn đồng thời đạt được sự suy giảm tiếng ồn hiệu quả tại tần số thấp (nhỏ hơn hoặc bằng 500Hz) [1]. Cùng với sự phát triển của công nghệ điện tử và lý thuyết xử lý thích nghi thì những khó khăn cản trở sự phát triển của kỹ thuật ANC đã dần được giải quyết. Hệ thống ANC sử dụng bộ lọc FIR (Finite Impulse Response) với thuật toán lọc tín hiệu tham chiếu bình phương trung bình tối thiểu (Fx-LMS) có thể được xem là cấu hình cơ bản của hệ thống ANC [1]. Nó đã được áp dụng nhiều trong các ứng dụng khử tiếng ồn [1], [2]. Tuy nhiên, trong các hệ thống ANC thực tế, vì tồn tại các méo phi tuyến trong đường dẫn chính, đường dẫn phụ và nhiễu tham chiếu có thể là phi tuyến, nên hệ thống ANC dựa trên các bộ lọc FIR bị giảm đặc tính đáng kể [3].

Để vượt qua vấn đề này, nhiều hệ thống ANC dựa trên mạng nơ-ron đã được phát triển [2], [4], [5]. Bất lợi lớn nhất của các hệ thống này đó là yêu cầu tính toán và thuật toán học khá phức tạp, điều này làm cản trở các ứng dụng về kiểm soát tiếng ồn. Một giải pháp khác sử dụng các bộ lọc tuyến tính trong tham số LIP (Linear-in-parameter) làm bộ điều khiển cho hệ thống ANC đang thu hút được nhiều học giả trong và ngoài nước quan tâm. Các mô hình phi tuyến LIP phổ biến có thể kể ra như bộ lọc dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo liên kết chức năng (FLANN: Functional links artificial neural networks) [6], chuỗi Fourier mở rộng [7], chuỗi Volterra cắt xén [4],... Giữa các bộ điều khiển phi tuyến này, mô hình dựa trên EMF và FLANN đã được sử dụng rộng rãi vì khả năng mô hình hóa hiệu quả và độ phức tạp tính toán thấp của chúng. Nhiều nghiên cứu cải tiến về cấu trúc cũng như thuật toán của hệ thống ANC dùng EMF và FLANN đã được phát triển trong [8] – [11].

Để có một cái nhìn tổng quan hơn về các hàm mở rộng phi tuyến EMF và FLANN, trong bài báo này, chúng tôi đưa ra một đánh giá, so sánh về đặc tính khử tiếng ồn cho các hệ thống ANC dựa trên EMF và FLANN. Nghiên cứu đã chỉ ra các ảnh hưởng của loại phi tuyến trong đường dẫn chính (Primary path), đường dẫn phụ (secondary path) và nguồn tiếng ồn lên hệ thống ANC, cũng như khả năng mô hình hóa của EMF và FLANN cho các loại phi tuyến. Nhiều kết quả so sánh về đặc tính khử tiếng ồn của hệ thống ANC dựa trên mô hình EMF và FLANN đã trình bày để chứng minh cho những phân tích, đánh giá trong nghiên cứu.

2. Hệ thống ANC dựa trên các hàm mở rộng LIP (FLANN, EMF,...)

2.1. Cấu trúc

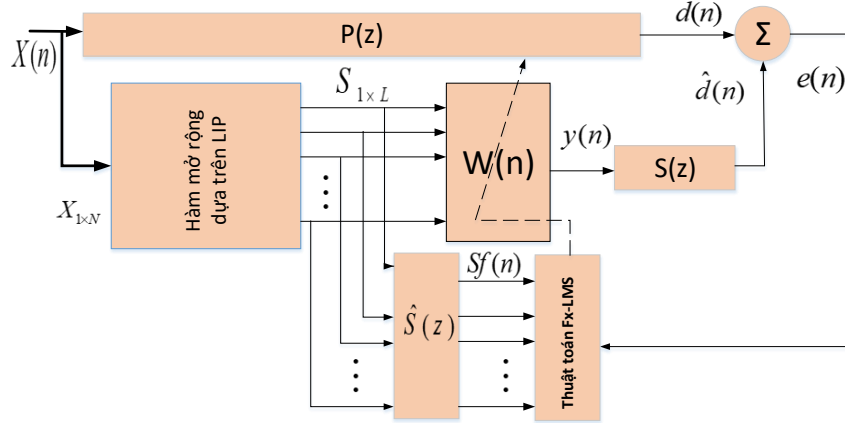
Hình 1 minh họa cấu trúc ANC dựa trên hàm mở rộng LIP. Ở đây $P(z)$ là hàm truyền của đường dẫn chính (tức là đường dẫn từ micrô tham chiếu đến cảm biến lỗi); $S(z)$ biểu diễn hàm truyền của đường dẫn thứ cấp (tức là, đường dẫn trong miền điện từ đầu ra bộ điều khiển đến đầu ra cảm biến lỗi); $X(n)$ là nguồn tiếng ồn tham chiếu; $y(n)$ là đầu ra của bộ điều khiển; $\hat{d}(n)$ là đầu ra của đường dẫn thứ cấp (lỗi ra của bộ điều khiển được lọc qua hàm truyền của đường dẫn thứ cấp); $d(n)$ là tiếng ồn qua đường dẫn sơ cấp; $W(n)$ là véc tơ trọng số lọc của bộ điều khiển thích nghi; $\hat{S}(z)$ là ước lượng của đường dẫn thứ cấp; $Sf(n)$ là tín hiệu được lọc của tín hiệu mở rộng $S(n)$ qua $\hat{S}(z)$.

Giả sử tín hiệu vào được biểu diễn dưới dạng véc tơ, với chiều dài nhớ K ,

$$X(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-K+1)]^T \quad (1)$$

Dựa trên các mở rộng FLANN và EMF, vector tín hiệu vào $X(n)$ được mở rộng thành vector $S(n)$. Như vậy, chúng ta có thể viết lỗi ra của bộ điều khiển phi tuyến dưới dạng tổng quát là,

$$y(n) = W^T(n)S(n) \quad (2)$$



Hình 1. Sơ đồ khối của hệ thống ANC dựa trên hàm mở rộng LIP sử dụng thuật toán Fx-LMS

2.1.1. Hàm mở rộng dựa trên EMF

Véc tơ tín hiệu vào $X(n)$ có thể được mở rộng thành vector $S(n)$ bởi hàm mở rộng EMF [7] như sau:

$$S(n) = [S_1^T(n), S_2^T(n), \dots, S_P^T(n)]^T = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_{L_E}(n)]^T \quad (3)$$

ở đây $S_1(n); S_2(n); \dots; S_P(n)$ là vector mở rộng của hàm EMF bậc 0 và bậc 1; bậc 2;...; bậc P, tương ứng. $s_1(n); s_2(n); \dots, s_{L_E}(n)$ là các phần tử được mở rộng. L_E là chiều dài nhớ của tín hiệu được mở rộng.

Biểu diễn bậc 0 và bậc 1 của hàm mở rộng EMF cùng với chiều dài $L_1 = K + 1$ như là,

$$S_1(n) = [1, \sin\{\frac{\pi}{2}x(n)\}, \sin\{\frac{\pi}{2}x(n-1)\}, \dots, \sin\{\frac{\pi}{2}x(n-K+1)\}]^T \quad (4)$$

Hàm mở rộng bậc 2, $S_2(n) = [S_{21}^T(n), S_{22}^T(n)]^T$ cùng với chiều dài $L_2 = K + K(K-1)/2$, được biểu diễn như sau:

$$S_{21}(n) = [\cos\{\pi x(n)\}, \cos\{\pi x(n-1)\}, \dots, \cos\{\pi x(n-K+1)\}]^T \quad (5)$$

cho $i=0:K-1; j=i:K-1$ và nếu $i \neq j$ ta có

$$S_{22}(n) = [\sin\{\frac{\pi}{2}x(n-i)\} \sin\{\frac{\pi}{2}x(n-j)\}]^T \quad (6)$$

Hàm mở rộng bậc 3, $S_3(n) = [S_{31}^T(n), S_{32}^T(n), S_{33}^T(n), S_{34}^T(n)]^T$ cùng với chiều dài $L_3 = K + K(K-1) + \frac{(K-2)(K-1)K}{6}$ được biểu diễn như sau

$$S_{31}(n) = [\sin\{\frac{3\pi}{2}x(n)\}, \sin\{\frac{3\pi}{2}x(n-1)\}, \dots, \sin\{\frac{3\pi}{2}x(n-K+1)\}]^T \quad (7)$$

Cho $i=0:K-1; j=i:K-1; m=j:K-1;$

nếu $i = j$ ta có

$$S_{32}(n) = [\cos\{\pi x(n-i)\} \sin\{\frac{\pi}{2}x(n-m)\}]^T \quad (8)$$

$$\text{và nếu } j = m \text{ ta có } S_{33}(n) = [\sin\{\frac{\pi}{2}x(n-i)\} \cos\{\pi x(n-j)\}]^T \quad (9)$$

ngược lại nếu $i \neq j \neq m$ ta có

$$S_{34}(n) = [\sin\{\frac{\pi}{2}x(n-i)\} \sin\{\frac{\pi}{2}x(n-j)\} \sin\{\frac{\pi}{2}x(n-m)\}]^T \quad (10)$$

Sự mở rộng này được lặp lại cho đến bậc P bất kỳ. Tuy nhiên độ phức tạp tính toán của nó cũng sẽ tăng lên theo cấp mũ khi bậc tăng lên. Do đó trong thực tế, chúng ta chỉ sử dụng các hàm

mở rộng EMF bậc 2 hoặc bậc 3. Chiều dài nhớ của hàm mở rộng EMF được tính toán tổng quát như chuỗi Volterra cắt xén. Cụ thể chiều dài mở rộng của bộ lọc dựa trên EMF với bậc P , chiều dài nhớ K được định nghĩa bằng $L_E = \frac{(K+P)!}{K!P!}$.

2.1.2. Hàm mở rộng dựa trên FLANN

Véc tơ $\mathbf{S}(n)$ được mở rộng bởi hàm FLANN [6] bậc P có thể được biểu diễn như sau:

$$\mathbf{S}(n) = [s_{1,2}(n), \dots, s_{1,2P+1}(n), s_{2,1}(n), \dots, s_{2,2P+1}(n), \dots, s_{K,1}(n), \dots, s_{K,2P+1}(n)]^T \quad (11)$$

với $[\bullet]^T$ là ma trận chuyển vị và $L_F = N(2P+1)$ là chiều dài của tín hiệu được mở rộng. Một cách tổng quát, chúng ta có thể mô tả các phần tử của tín hiệu mở rộng $\mathbf{S}(n)$ như,

$$s_{i,j}(n) = \begin{cases} x_i, & j = 1 \\ \sin(m\pi x_i), & j > 1, \quad j \text{ là chẵn} \\ \cos(m\pi x_i), & j > 1, \quad j \text{ là lẻ} \end{cases} \quad (12)$$

với $1 < m \leq P$ và x_i là phần tử thứ i của véc tơ tín hiệu vào ban đầu của hệ thống $\mathbf{X}(n)$. Từ đó ta có thể viết lại véc tơ mở rộng của tín hiệu này qua hàm FLANN như sau:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(n) = & [x(n), \sin(\pi x(n)), \cos(\pi x(n)), \dots, \sin(P\pi x(n)), \cos(P\pi x(n)), x(n-1), \\ & \sin(\pi x(n-1)), \cos(\pi x(n-1)), \dots, \sin(P\pi x(n-1)), \cos(P\pi x(n-1)), \dots, \\ & x(n-K+1), \sin(\pi x(n-K+1)), \cos(\pi x(n-K+1)), \dots, \\ & \sin(P\pi x(n-K+1)), \cos(P\pi x(n-K+1))]^T \end{aligned} \quad (13)$$

2.2. Thuật toán thích nghi Fx-LMS

Trong hệ thống ANC tồn tại đường truyền vật lý từ lõi ra của bộ điều khiển đến vùng tĩnh (vùng triệt tiêu sóng âm giữa nguồn tiếng ồn và nguồn thứ cấp), điều này làm cho hệ thống dễ mất ổn định nếu sử dụng thuật toán thích nghi LMS thông thường (least mean square-LMS) để cập nhật các trọng số lọc. Để làm giảm nhẹ ảnh hưởng này, tín hiệu tham chiếu sẽ được lọc qua ước lượng của hàm truyền đường dẫn thứ cấp trước khi cập nhật. Trong [12] một thuật toán Fx-LMS (filtered-x least mean square) đã được phát triển và đã được áp dụng thành công trong các ứng dụng ANC thực tế. Trong phần này chúng tôi sẽ áp dụng thuật toán Fx-LMS để cập nhật các trọng số lọc $\mathbf{W}(n)$ trong các hệ thống ANC dùng FLANN và EMF.

Từ hình 1, chúng ta dễ dàng xác định được nhiễu dư $e(n) = d(n) - \hat{d}(n)$ (lỗi dư $e(n)$ được cảm nhận từ cảm biến lỗi đặt tại vùng tĩnh của hệ thống). Mục tiêu của thuật toán thích nghi Fx-LMS là tối thiểu hàm chi phí $\zeta(n) = E(e^2(n))$ dựa trên phương pháp độ dốc lớn nhất, với $E(\cdot)$ là toán tử kỳ vọng. Để tối thiểu hàm chi phí $\zeta(n)$, vector trọng số $\mathbf{W}(n)$ được điều chỉnh theo phương trình cập nhật sau,

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \mu e(n) \mathbf{S}_f(n) \quad (14)$$

ở đây μ là tham số tốc độ học, cái này điều khiển tốc độ hội tụ và độ ổn định của thuật toán; $\mathbf{S}_f(n)$ là tín hiệu được lọc qua ước lượng của hàm truyền đường dẫn thứ cấp. $\mathbf{S}_f(n)$ được định nghĩa như sau:

$$\mathbf{S}_f(n) = \mathbf{S}(n) * \mathbf{V}(n) \quad (15)$$

với $*$ biểu thị phép toán tích chập; Để đưa ra một cấu trúc thống nhất cho cả đường dẫn thứ cấp tuyến tính và đường dẫn thứ cấp phi tuyến, tham khảo [12], chúng tôi định nghĩa các trọng số của bộ lọc đường dẫn thứ cấp ảo $\mathbf{V}(n)$ như sau

$$\mathbf{V}(n) = [v(n,0), v(n,1), \dots, v(n, K_s)]^T = \left[\frac{\partial \hat{d}(n)}{\partial y(n)}, \frac{\partial \hat{d}(n)}{\partial y(n-1)}, \dots, \frac{\partial \hat{d}(n)}{\partial y(n-K_s)} \right]^T \quad (16)$$

Chú ý rằng chúng ta phải biết được mô hình phi tuyến của đường dẫn thứ cấp để có được các trọng số của bộ lọc đường dẫn thứ cấp ảo $V(n)$.

3. Phân tích tính phi tuyến, khả năng mô hình hoá của FLANN và EMF

Hai dạng méo phi tuyến thường gặp trong hệ thống ANC đó là méo phi tuyến do hiện tượng bão hòa và hiện tượng trễ. Trong các hệ thống phi tuyến bị ảnh hưởng bởi độ méo bão hòa, đầu ra chỉ phụ thuộc vào giá trị tức thời của đầu vào, nên chỉ có một giá trị đầu ra duy nhất được liên kết với mỗi đầu vào. Loại phi tuyến bị ảnh hưởng bởi hiện tượng này thường được gọi là phi tuyến không nhớ (memory-less nonlinearity). Trong trường hợp hệ thống phi tuyến gây ra bởi hiện tượng trễ, các mẫu ra không chỉ phụ thuộc vào giá trị hiện tại của các mẫu vào mà còn phụ thuộc vào các giá trị trước đó của mẫu vào hoặc mẫu ra, kết quả là đầu ra có thể có nhiều giá trị cho một đầu vào nhất định. Loại méo phi tuyến gây ra bởi hiện tượng này được đặt tên là phi tuyến có nhớ (memory nonlinearity).

Phân tích mô hình phi tuyến của hệ thống dựa trên hàm mở rộng FLANN, chúng ta dễ thấy rằng hàm mở rộng của nó chỉ phụ thuộc vào giá trị tức thời. Hay nói cách khác FLANN là hàm mở rộng phi tuyến theo dạng điểm-điểm của các mẫu đầu vào tại cùng một thời điểm. Ví dụ, tại thời điểm n , mẫu đầu vào là $x(n)$ thì hàm mở rộng phi tuyến FLANN được biểu diễn thành,

$$\begin{aligned}\psi_1[x(n)] &= x(n); & \psi_2[x(n)] &= \sin[\pi x(n)]; & \psi_3[x(n)] &= \cos[\pi x(n)]; \\ \dots, \psi_{2P}[x(n)] &= \sin[P\pi x(n)]; & \psi_{2P+1}[x(n)] &= \cos[P\pi x(n)]\end{aligned}\quad (17)$$

Tương tự, tại thời điểm $n-N+1$, mẫu đầu vào $x(n-N+1)$,

$$\begin{aligned}\psi_1[x(n-N+1)] &= x(n-N+1); & \psi_2[x(n-N+1)] &= \sin[\pi x(n-N+1)]; \\ \psi_3[x(n-N+1)] &= \cos[\pi x(n-N+1)]; \dots; \psi_{2P}[x(n-N+1)] &= \sin[P\pi x(n-N+1)]; \\ \psi_{2P+1}[x(n-N+1)] &= \cos[P\pi x(n-N+1)]\end{aligned}\quad (18)$$

Rõ ràng, hàm mở rộng phi tuyến dựa trên FLANN không chứa các mẫu quá khứ của các mẫu vào. Điều này có nghĩa là nó sẽ mô hình tốt hơn với các hệ thống có chứa kiểu phi tuyến không nhớ (memory-less nonlinearity).

Đối với EMF, tại thời điểm n , mẫu đầu vào $x(n)$, hàm mở rộng phi tuyến dựa trên EMF có thể được biểu diễn như sau:

$$\begin{aligned}\psi_1[x(n)] &= \sin\left(\frac{\pi}{2}x(n)\right); & \psi_2[x(n)] &= \cos\left(\frac{\pi}{2}x(n)\right); & \psi_3[x(n)] &= \sin\left(\frac{\pi}{2}x(n)\right)\sin\left(\frac{\pi}{2}x(n-1)\right); K; \\ \dots, \psi_{N+2}[x(n)] &= \sin\left(\frac{\pi}{2}x(n)\right)\sin\left(\frac{\pi}{2}x(n-N+1)\right),\end{aligned}\quad (19)$$

Tại thời điểm $n-N+2$, với mẫu đầu vào $x(n-N+2)$, chúng ta suy ra hàm mở rộng tương ứng,

$$\begin{aligned}\psi_1[x(n-N+2)] &= \sin\left(\frac{\pi}{2}x(n-N+2)\right); & \psi_2[x(n-N+2)] &= \cos\left(\frac{\pi}{2}x(n-N+2)\right); \\ \psi_3[x(n-N+2)] &= \sin\left(\frac{\pi}{2}x(n-N+2)\right)\sin\left(\frac{\pi}{2}x(n-N+1)\right),\end{aligned}\quad (20)$$

Dễ thấy rằng hàm mở rộng của EMF không chỉ phụ thuộc vào giá trị tức thời mà còn phụ thuộc vào các mẫu quá khứ của các mẫu vào. Như vậy hàm mở rộng EMF chứa đựng các hàm cơ bản đại diện cho các số hạng chéo (tức là tích của các mẫu đầu vào với các mẫu đầu vào quá khứ của nó, (ví dụ $x(n-i)x(n-j)^n, i \neq j$)). Trong trường hợp này, EMF có thể mô hình hóa hiệu quả hệ thống phi tuyến chứa loại phi tuyến có nhớ (memory nonlinearity).

Một loại phi tuyến khác cũng thường được nghiên cứu trong hệ thống ANC là phi tuyến hỗn loạn (chaotic). Tiếng ồn do âm thanh tạo ra bởi các hệ thống động lực như tiếng gió của quạt, động cơ máy móc, hệ thống thông gió của điều hoà, ..., thường có thể được xem là loại tiếng ồn hỗn loạn trong thực tế. Có ba loại nhiễu hỗn loạn thường được sử dụng làm mô hình cho tín hiệu

tham chiếu để đánh giá hiệu quả của hệ thống ANC phi tuyến đó là nhiễu Lorenz, nhiễu Dufing và nhiễu Logistic [3], [6]. Đối với trường hợp hệ thống ANC chứa đựng tính phi tuyến này, thì đặc tính khử nhiễu sẽ phụ thuộc nhiều vào ước lượng của đường dẫn thứ cấp.

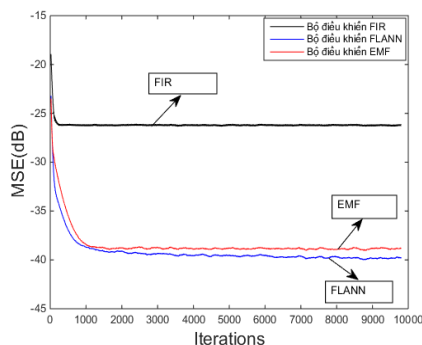
4. Mô phỏng tính toán

Để chứng minh cho những phân tích như được trình bày ở trên, chúng tôi tiến hành so sánh các hệ thống ANC dựa trên các bộ điều khiển phi tuyến LIP (như FLANN và EMF) và bộ điều khiển tuyến tính FIR về mặt đặc tính khử tiếng ồn. Tham số của các bộ điều khiển được lựa chọn như sau: chiều dài nhớ của tín hiệu vào được chọn có kích thước giống nhau $N=10$, hàm mở rộng bậc 3 cho FLANN và bậc 2 cho EMF (ở đây chúng tôi chọn bậc 2 để có sự tương đương về độ phức tạp tính toán với FLANN). Để so sánh đặc tính, chúng tôi dựa trên lỗi dư bình phương được lấy trung bình (MSE: Mean Square Error) đạt được bởi các bộ điều khiển trên mỗi lần lặp $MSE = 10\log_{10}[E(e^2(n))]$ và được lấy trung bình trên 100 lần chạy độc lập.

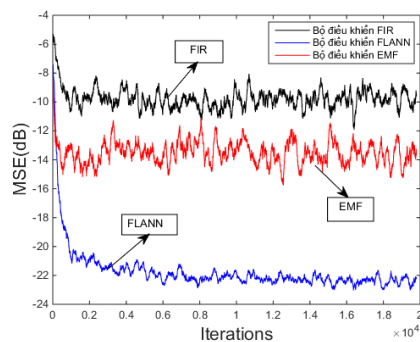
Thí nghiệm 1: Trong thí nghiệm này, chúng ta giả định rằng đường dẫn sơ cấp chứa đựng tính phi tuyến yếu như được tham khảo trong nghiên cứu [6], $d(n) = u(n-2) + 0.08u^2(n-2) - 0.04u^3(n-2)$, với $u(n) = x(n)*t(n)$, tín hiệu tham chiếu $x(n)$ là một dạng

sóng sin $x(n) = \sqrt{2} \sin(\frac{2\pi 500n}{8000})$ và $t(n)$ là đáp ứng xung của hàm truyền $T(z) = z^{-3} - 0.3z^{-4} + 0.2z^{-5}$.

Hàm truyền đường dẫn thứ cấp được chọn $S(z) = z^{-2} + 1.5z^{-3} - z^{-4}$.



Hình 2. So sánh đặc tính của các bộ điều khiển cho kịch bản thí nghiệm 1



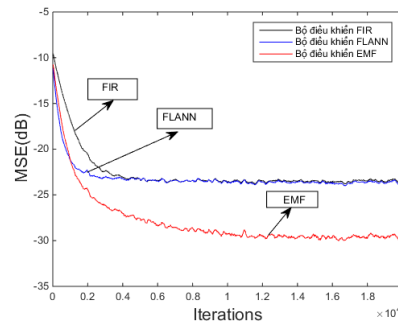
Hình 3. So sánh đặc tính của các bộ điều khiển cho kịch bản thí nghiệm 2

Kết quả cho thí nghiệm 1 được minh họa như trong Hình 2. Rõ ràng, hệ thống ANC sử dụng bộ điều khiển FLANN hoặc EMF có đặc tính khử tiếng ồn tốt hơn nhiều so với hệ thống sử dụng bộ điều khiển tuyến tính FIR. Hệ thống dựa trên FLANN làm tốt hơn so với hệ thống dựa trên bộ điều khiển EMF. Điều này có thể do tính phi tuyến trong hệ thống là yếu và đặc điểm của tính phi tuyến là dạng phi tuyến không nhớ (nghĩa là đầu ra chỉ phụ thuộc vào giá trị tức thời của đầu vào). Điều này có nghĩa là FLANN sẽ phù hợp hơn với các hệ thống chứa loại phi tuyến không nhớ (memory-less nonlinearity).

Thí nghiệm 2: Trong thí nghiệm này, chúng tôi giả định nguồn tiếng ồn là một nhiễu hỗn loạn loại logistic [6], được mô hình bởi phương trình đệ quy $x(n+1) = \lambda x(n)[1-x(n)]$, với $\lambda=4$, $x(0) = 0,9$ và $n=1, 2, 3, \dots$. Nguồn nhiễu này được chuẩn hóa để có công suất tín hiệu đơn vị, nhằm tránh méo bão hòa gây ra ở loa. Hàm truyền của đường dẫn chính $P(z)$ và đường dẫn thứ cấp $S(z)$ được mô hình như là các bộ lọc tuyến tính: với đáp ứng xung của $P(z) = z^{-3} - 0.3z^{-4} + 0.2z^{-5}$ và đáp ứng xung của hàm truyền đường dẫn thứ cấp $S(z)$ có dạng $S(z) = z^{-2} + 1.5z^{-3} - z^{-4}$. Hình 3 minh họa so sánh đặc tính của các bộ điều khiển trong kịch bản đường dẫn thứ cấp có pha không tối thiểu. Từ hình 3, dễ dàng nhận thấy rằng hiệu suất loại bỏ tiếng ồn của hệ thống ANC sử dụng bộ điều khiển FLANN là tốt nhất. Rõ ràng, trong trường hợp này, bộ điều khiển FLANN có thể ước

lượng gần đúng theo quy luật nhân quả của đường dẫn thứ cấp pha không tối thiểu tốt hơn so với bộ điều khiển EMF và bộ điều khiển tuyến tính FIR. Mặc dù hàm mở rộng EMF cũng là hàm phi tuyến, nhưng có thể do hàm mở rộng của nó thiếu các thành phần tuyến tính, nên đặc tính của nó trong trường hợp này bị suy giảm so với FLANN (trong hàm mở rộng của EMF không có thành phần $x(n)$, $x(n-1), \dots, x(n-N+1)$).

Thí nghiệm 3: Trong thí nghiệm này, chúng tôi sử dụng mô hình phi tuyến của đường dẫn sơ cấp $P(z)$, đường dẫn thứ cấp $S(z)$ và tín hiệu vào tham chiếu như được tham khảo trong ví dụ 1 của công trình [8].



Hình 4. So sánh đặc tính của các bộ điều khiển cho kịch bản thí nghiệm 3

Từ Hình 4, chúng ta có thể quan sát thấy rằng đặc tính khử tiếng ồn đạt được của hệ thống ANC dựa trên FLANN thấp hơn nhiều so với hệ thống ANC dựa trên EMF. Như đã thảo luận ở trên, loại phi tuyến gây ra bởi hiện tượng này chính là tính phi tuyến có nhớ (memory nonlinearity). Rõ ràng là đầu ra của hệ thống phi tuyến này không chỉ phụ thuộc vào giá trị vào hiện tại mà còn phụ thuộc vào các giá trị đầu vào quá khứ của nó. Hàm mở rộng chức năng phi tuyến của EMF chứa các mẫu đầu vào quá khứ của tín hiệu vào. Kết quả là hệ thống ANC dựa trên EMF có thể mô hình tốt hệ thống phi tuyến chứa đựng tính phi tuyến nhớ.

5. Kết luận

Trong bài báo này, chúng tôi đã đưa ra một so sánh giữa các mô hình EMF và FLANN cho hệ thống ANC. Ba dạng phi tuyến (tính phi tuyến có nhớ, tính phi tuyến không nhớ và tính phi tuyến hỗn loạn) ảnh hưởng lên hệ thống ANC đã được nghiên cứu. Khả năng mô hình hóa của FLANN và EMF cũng đã được phân tích. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình dựa trên EMF đạt được đặc tính khử tiếng ồn tốt khi hệ thống ANC chứa đựng tính phi tuyến có nhớ (memory nonlinearity). Ngược lại mô hình dựa trên FLANN đạt hiệu quả hơn khi nguồn tiếng ồn là một quá trình hỗn loạn và đường dẫn thứ cấp có pha không tối thiểu. Nhiều kết quả mô phỏng so sánh đặc tính khử tiếng ồn của các hệ thống ANC dựa trên FIR, FLANN và EMF đã chỉ ra là phù hợp với những phân tích của nghiên cứu.

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/ REFERENCES

- [1] L. Lu, K. L. Yin, R. C. Lamare, Z. Zheng, Y. Yu, X. Yang, and B. Chen, "A survey on active noise control in the past decade-Part I: Linear systems," *Signal Process.*, vol. 183, 2021, Art. no. 108039.
- [2] L. Lu, K. L. Yin, R. C. Lamare, Z. Zheng, Y. Yu, X. Yang, and B. Chen, "A survey on active noise control in the past decade-Part II: Nonlinear systems," *Signal Process.*, vol. 181, pp. 1-16, 2021.
- [3] T. L. Tan and J. Jiang, "Adaptive Volterra filters for active control of nonlinear noise processes," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 49, pp. 1667-1676, 2001.
- [4] H. Zhang and D. Wang, "Deep ANC: A deep learning approach to active noise control," *Neural Networks*, vol. 141, pp. 1-10, 2022.

-
- [5] M. C. Huynh and C. Y. Chang, "A novel adaptive neural controller for narrowband active noise control systems," *8th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS)*, Hanoi, Vietnam, 2021.
 - [6] D. P. Das and G. Panda, "Active mitigation of nonlinear noise processes using a novel filtered-s LMS algorithm," *IEEE Trans. Audio, Speech, Lang. Process.*, vol. 12, pp. 313-322, 2004.
 - [7] A. Carini and G. L. Sicuranza, "Fourier nonlinear filters," *Signal Process*, vol. 94, no.1, pp. 183–94, 2014.
 - [8] G. L. Sicuranza and A. Carini, "A generalized FLANN filter for nonlinear active noise control," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 19, no. 8, pp. 2412–2417, 2011.
 - [9] D. C Le, J. Zhang, and D. Li, "Hierarchical partial update generalized functional link artificial neural network filter for nonlinear active noise control," *Digit. Signal Process*, vol. 93, pp. 160–171, 2019.
 - [10] X. Guo, J. Jiang, L. Tan, and S. Du, "Improved adaptive recursive even mirror fourier nonlinear filter for nonlinear active noise control," *Appl. Acoust.*, vol. 12, pp. 10–19, 2019.
 - [11] D. C. Le, J. S. Zhang, and J. Zhang, "Low-complexity even mirror fourier adaptive filter for nonlinear active noise control," *Appl Acoust.*, vol. 197, 2022, Art. no. 108914.
 - [12] D. Zhou and V. DeBrunner, "Efficient adaptive nonlinear filters for nonlinear active noise control," *IEEE Trans. Circuits Syst.–I: Regular.*, vol. 54, no. 3, pp. 669-681, 2007.