

NHẬN DẠNG HỆ SỐ LỰC NÂNG MÁY BAY TRONG GIAI ĐOẠN CẮT CÁNH SỬ DỤNG MẠNG NƠON ĐỘT BIẾN VỚI MÔ HÌNH NƠON IZHIKEVICH VÀ THUẬT TOÁN HỌC SÂU SPIKEPROP

Nguyễn Văn Tuấn^{1,*}, Trương Đăng Khoa², Phạm Trung Dũng²

¹Hệ Quản lý học viên sau đại học, Trường Đại học Kỹ thuật Lê Quý Đôn

²Viện Kỹ thuật điều khiển, Trường Đại học Kỹ thuật Lê Quý Đôn

DOI: 10.56651/lqdtu.jst.v18.n02.690

Tóm tắt

Bài báo đề xuất phương pháp nhận dạng hệ số lực nâng của máy bay trong giai đoạn cắt cánh dựa trên dữ liệu ghi lại từ chuyến bay thực tế, sử dụng mạng nơon đột biến (SNN) theo mô hình nơon Izhikevich và thuật toán lan truyền ngược sai số đột biến (SpikeProp). Kết quả nhận dạng được so sánh với kết quả khi sử dụng mạng Radial Basic Network (RBN) và nhận dạng theo mô hình hồi quy phi tuyến (NARX), cho thấy độ chính xác, độ tin cậy cao hơn và số lần luyện mạng nhỏ hơn. Kết quả nhận được là cơ sở để có thể áp dụng mạng SNN với các mô hình nơon và tổng hợp thuật toán luyện mạng khác trong nhận dạng các hệ số khí động của thiết bị bay trong các chế độ cơ động khác nhau.

Từ khóa: Thiết bị bay; mạng nơon đột biến; lan truyền ngược sai số đột biến; mạng RBN; mô hình NARX.

1. Giới thiệu

Đối với thiết bị bay, các hệ số khí động là một chỉ tiêu hết sức quan trọng, cần phải đưa ra ngay từ khi đặt yêu cầu thiết kế và được tính toán, kiểm tra, thử nghiệm, hiệu chỉnh trong toàn bộ quá trình thiết kế và được kiểm soát trong quá trình khai thác sử dụng thiết bị bay. Đối với máy bay dạng cánh cố định, lực nâng và lực cản được tạo ra chủ yếu nhờ các cánh; hệ số lực nâng và hệ số lực cản có sự ảnh hưởng lẫn nhau và được đặc trưng thông qua hệ số chất lượng khí động [1]. Đối với máy bay chiến đấu tiêm kích đánh chặn dạng cánh cố định, tốc độ leo cao và khả năng cơ động là các tiêu chí được quan tâm đầu tiên và hệ số lực nâng khí động là một tham số đóng vai trò quan trọng trong việc đạt được các chỉ tiêu này.

Mô hình và phương pháp nhận dạng đối với hệ số lực nâng của máy bay dạng cánh cố định theo dữ liệu chuyến bay cũng rất đa dạng, có thể kể đến như: Mô hình tuyến tính bậc hai với đầu vào là nhiều quá trình, sử dụng bộ lọc Kalman mở rộng [2],

* Email: tuanteacher.al@gmail.com

bộ lọc Kalman mở rộng cùng với là phẳng Bryson-Frazier (EKF-MBF) [3], mô hình đa thức với các thành phần là hàm điều hoà đối với góc tấn công, sử dụng phương pháp tính toán động học dòng chảy (CFD) hai chiều hoặc ba chiều [4]. Đặc biệt, do có tính chất xấp xỉ tốt, các mô hình phi tuyến mà mạng nơron nhân tạo (ANN) đã được quan tâm và là một công cụ hiệu quả trong nhận dạng hệ số khí động, dẫn xuất hệ số khí động [5-7].

Trong giai đoạn cất cánh hoặc cơ động chiếm lĩnh độ cao, hệ số lực nâng khí động thay đổi khá lớn do sự thay đổi nhanh của mật độ không khí, góc tấn công và của tốc độ góc chúc góc, khi này mô hình biểu diễn hệ số lực nâng phải là mô hình phi tuyến và việc nhận dạng các tham số của mô hình này là rất khó khăn.

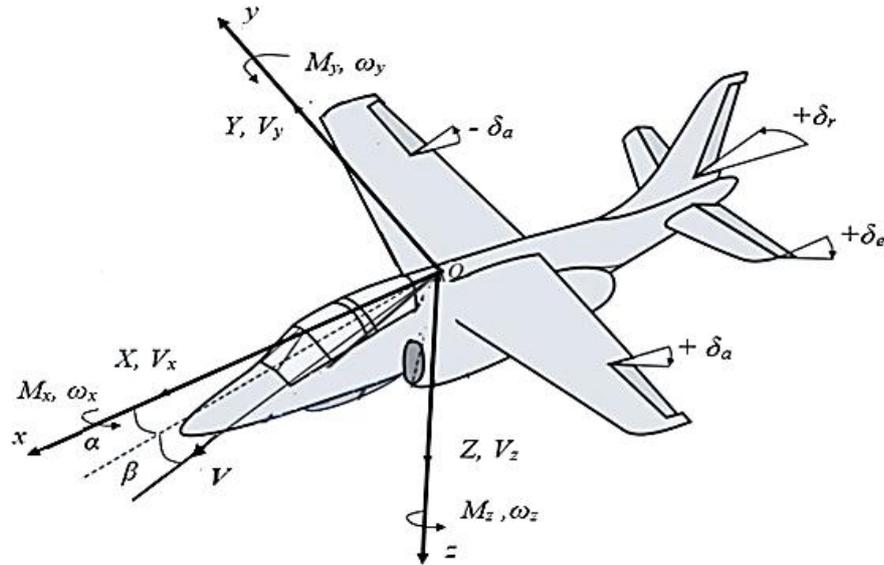
Các nghiên cứu về ứng dụng mạng nơron đột biến SNN trong nhận dạng hệ số khí động thiết bị bay đã được quan tâm trong những năm gần đây [8, 9] và đã cho thấy những ưu điểm nhất định về độ chính xác so với việc sử dụng phương pháp nhận dạng theo mô hình phi tuyến hoặc nhận dạng dựa trên mạng nơron nhân tạo (ANN) sử dụng các hàm kích hoạt dạng hàm sigmoid hoặc hàm mũ [10, 11].

Để luyện mạng nơron đột biến nhiều lớp, một thuật toán học sâu được thiết kế để xác định một tập hợp thời điểm kích hoạt mong muốn t_j^d của tất cả các nơron đầu ra, cho một tập hợp mẫu đầu vào nhất định, bằng cách sử dụng một hàm sai số đánh giá, cụ thể là sai số trung bình bình phương nhỏ nhất để giảm thiểu sai lệch bình phương giữa thời điểm đầu ra luyện mạng t_j và thời điểm đầu ra mong muốn t_j^d [12]. Kết quả nhận dạng theo mô hình mạng nơron đột biến với thuật toán học sâu cho kết quả chính xác hơn so với mô hình hồi quy phi tuyến NARX, khi phân tích mức độ tương thích giữa đầu ra mô hình nhận dạng so với mô hình hệ số khí động và phần dư của hai mô hình.

Phần còn lại của bài báo được tổ chức như sau: Phần 2 giới thiệu hệ phương trình chuyển động dọc trục của máy bay và mô hình hệ số lực nâng. Phần 3 xây dựng mạng SNN với mô hình nơron Izhikevich và thuật toán nhận dạng SpikeProp. Phần 4 đưa ra kết quả mô phỏng và thảo luận. Phần 5 kết luận, đánh giá các kết quả nhận được.

2. Chuyển động dọc trục của máy bay và mô hình hệ số lực nâng

Trong hình 1 [13] biểu diễn hệ tọa độ liên kết của máy bay Oxyz và các ký hiệu: α, β - góc tấn công và góc trượt; V - tốc độ máy bay; X, Y, Z - các thành phần lực khí động trong hệ tọa độ liên kết; V_x, V_y, V_z - tốc độ máy bay trong hệ tọa độ liên kết; $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ - tốc độ góc chuyển động máy bay; M_x, M_y, M_z - mô men khí động trong hệ tọa độ liên kết; $\delta_e, \delta_r, \delta_a$ - góc quay cánh lái độ cao, cánh lái hướng và cánh lái liệng.



Hình 1. Hệ tọa độ liên kết của máy bay và các ký hiệu.

Trong giai đoạn cất cánh hoặc chiếm lĩnh độ cao, chuyển động theo kênh dọc trục và kênh bên của máy bay thường ít có ảnh hưởng chéo nhau và có thể được xem như là độc lập nhau. Chuyển động theo kênh dọc trục của máy bay khi này được mô tả bằng hệ phương trình phi tuyến [13]:

$$\begin{cases} \dot{V} = \frac{P}{m} \cos \alpha - \frac{q_v S}{m} C_D - g \sin(\vartheta - \alpha) \\ \dot{\alpha} = \omega_y - \frac{P}{mV} \sin \alpha - \frac{q_v S}{m} C_L \cos(\vartheta - \alpha) \\ \dot{\vartheta} = \omega_y \\ \dot{\omega}_y = \frac{q_v S b_A}{I_y} m_y \end{cases} \quad (1)$$

trong đó: ϑ - góc chúc góc; α - góc tấn công; C_L, C_D - hệ số lực nâng, hệ số lực cản; m_y - hệ số mô men nâng khí động; ω_y - tốc độ góc chúc góc; I_y - mô men quán tính theo trục Oy ; q_v - áp suất khí động; b_A - cung khí động cánh nâng; S - diện tích đặc trưng của cánh nâng; b_A - cung khí động trung bình cánh nâng; m - khối lượng máy bay.

Các hệ số khí động C_L, C_D phụ thuộc vào các tham số khí động như góc tấn công α , tốc độ bay V , tốc độ góc chúc góc ω_y ... cũng như các tham số hình học của thân và cánh máy bay (đường kính thân máy bay, diện tích cánh nâng, profile cánh, góc mũi tên cánh...).

Các hệ số lực nâng, hệ số lực cản và hệ số mô men trong (1) được xác định trong hệ tọa độ tốc độ, khi chuyển qua hệ tọa độ liên kết, các hệ số này được xác định như sau [14]:

$$\begin{cases} C_x = \frac{1}{q_V S} (ma_x - P) \\ C_z = \frac{ma_z}{q_V S} \\ C_L = C_x \sin \alpha - C_z \cos \alpha \\ C_D = -C_x \cos \alpha - C_z \sin \alpha \\ m_y = \frac{1}{q_V S b_A} I_y \dot{\omega}_y \end{cases} \quad (2)$$

Trong thực tế, với chuyển động của máy bay trong giai đoạn cất cánh hoặc chiếm lĩnh độ cao, với yêu cầu nhanh chóng đạt được độ cao cần thiết nên cánh lái độ cao thường đặt ở giá trị lớn và không thay đổi, hệ số lực nâng phụ thuộc chủ yếu vào sự thay đổi góc tấn công và tốc độ góc chúc góc. Mô hình hệ số lực nâng trong giai đoạn này được xác định [14]:

$$C_L = C_{L_0} + C_{L_{-\alpha}} \Delta \alpha + C_{L_{-\omega_y}} \frac{\omega_y b_A}{2V_0} + \frac{1}{2} \left[C_{L_{-\alpha^2}} (\Delta \alpha)^2 + 2C_{L_{-\alpha-\omega_y}} \left(\Delta \alpha \frac{\omega_y b_A}{2V_0} \right) + C_{L_{-\omega_y^2}} \left(\frac{\omega_y b_A}{2V_0} \right)^2 \right] + \dots \quad (3)$$

ở đây: C_{L_0} - hệ số lực nâng khi $\alpha = \alpha_0$, $V = V_0$, $\omega_y = 0$; $\Delta \alpha$ - gia số góc tấn công so với $\alpha = \alpha_0$; α_0 - góc tấn công cân bằng, đảm bảo cho máy bay bay với tốc độ V_0 không đổi và độ cao ổn định; b_A - cung khí động cánh nâng; ω_y - tốc độ góc chúc ngóc; $C_{L_{-\alpha}}$, $C_{L_{-\alpha-\omega_y}}$, $C_{L_{-\omega_y}}$, $C_{L_{-\alpha^2}}$, $C_{L_{-\omega_y^2}}$ - dẫn xuất động học (aerodynamic derivatives) của lực nâng tương ứng với các thành phần tạo nên lực nâng.

Việc xác định hệ số lực nâng tương ứng với các thành phần $\Delta \alpha$, ω_y theo (3) là rất phức tạp do sự biến thiên mạnh của các thành phần này. Trong bài báo này, các tác giả đề xuất sử dụng xấp xỉ sự phụ thuộc phi tuyến này bởi mạng SNN với mô hình nơron Izhikevich.

3. Xây dựng mạng SNN với mô hình nơron Izhikevich và thuật toán nhận dạng

3.1. Mô hình nơron đột biến Izhikevich

Mô hình nơron đột biến Izhikevich phụ thuộc vào bốn tham số, có khả năng tái tạo hành vi đột biến và kích hoạt của các loại nơron thần kinh vỏ não. Mô hình được biểu diễn bởi hai phương trình vi phân đối với điện thế của lớp màng trước khi đột biến u và phục hồi sau khi đột biến η [15]:

$$\frac{du}{dt} = 0.04u^2 + 5u + 140 - \eta + I \quad (4)$$

$$\frac{d\eta}{dt} = a(bu - \eta) \quad (5)$$

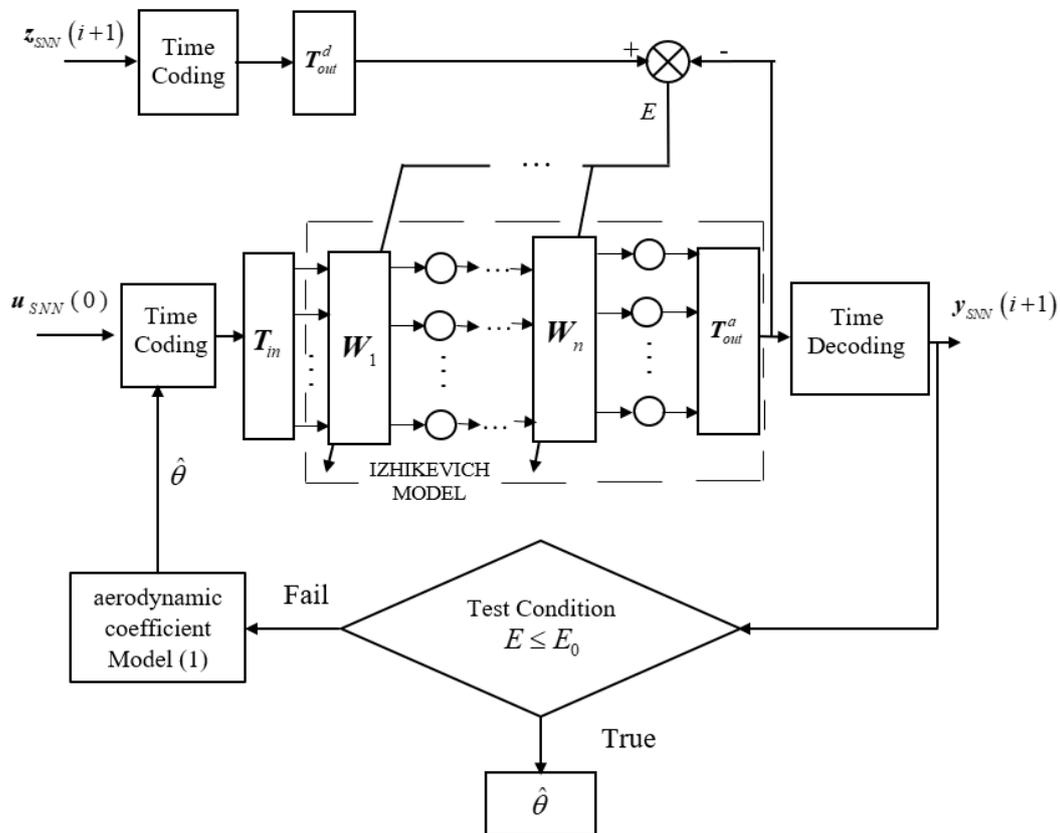
trong đó, I - dòng điện synap đưa đến lớp màng.

Với việc đặt lại giá trị đột biến phụ trợ, được biểu thị bằng phương trình:

$$\text{Nếu } u \geq 30 \text{ (miliVolt)} \quad \text{thì} \begin{cases} u = c \\ \eta = \eta + d \end{cases} \quad (6)$$

Các tham số a, b, c, d đặc trưng cho tính chất tăng trưởng của u và khả năng phục hồi của η và được xác định cụ thể trong [15].

Cấu trúc SNN theo mô hình noron Izhikevich được sử dụng để nhận dạng hệ số lực nâng máy bay được thể hiện trong hình 2 [8].



Hình 2. Cấu trúc SNN theo mô hình noron Izhikevich nhận dạng hệ số lực nâng.

Công thức mã hóa các biến đầu vào thành thời điểm đột biến và giải mã các chuỗi đột biến đầu ra thành tín hiệu tương tự như trong [8]:

$$t_i(x) = t_{max} - \text{round} \left(t_{min} + \frac{(x - x_{min}) \cdot (t_{max} - t_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \right) \quad (7)$$

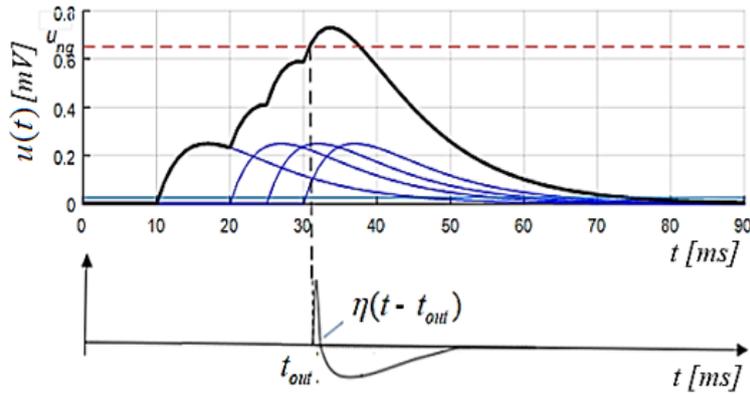
$$x^i = x_{max} - t_{desired}^i \left(\frac{(x_{max} - x_{min})}{(t_{max} - t_{min})} \right) \quad (8)$$

trong đó: $t_i(x)$, t_{min} , $t_{desired}^i$ và t_{max} là giá trị tức thời, tối thiểu, mong muốn và tối đa của thời điểm đột biến; x , x_{min} và x_{max} là giá trị tức thời, tối thiểu và tối đa của các biến đầu vào.

Vectơ đầu vào mạng $\mathbf{u}_{SNV}(0) = [\alpha(0), \mathcal{G}(0), \omega_y(0), V(0), C_L(0), C_D(0)]^T$ tại thời điểm ban đầu $t = 0$. Vectơ đầu ra đích của mạng là dự báo một bước $z(i+1)$ đối với các tham số chuyển động của máy bay: $\mathbf{z}_{SNV}(i+1) = [\alpha(i+1), \mathcal{G}(i+1), \omega_y(i+1), V(i+1)]^T$.

3.2. Thuật toán học sâu SpikeProp

Trong thuật toán lan truyền ngược sai số đột biến [8, 16], các thời điểm kích hoạt đầu ra t_{out} đối với từng nơron j xác định khi điện áp đầu ra của các nơron lớp i đạt mức ngưỡng ($u(t_{out}) = u_{ng}$). Hình 3 biểu diễn thời điểm kích hoạt của nơron theo mô hình Izhikevich.



Hình 3. Đồ thị biểu diễn thời điểm kích hoạt khi $u(t) = u_{ng}$.

Lưu đồ tổng quan cho thuật toán lan truyền ngược sai số đột biến như hình 4.

- Đối với lớp đầu ra

+ Xác định hàm sai số giữa thời điểm kích hoạt mong muốn và thực tế:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_j} (t_j^a - t_j^d)^2 \quad (9)$$

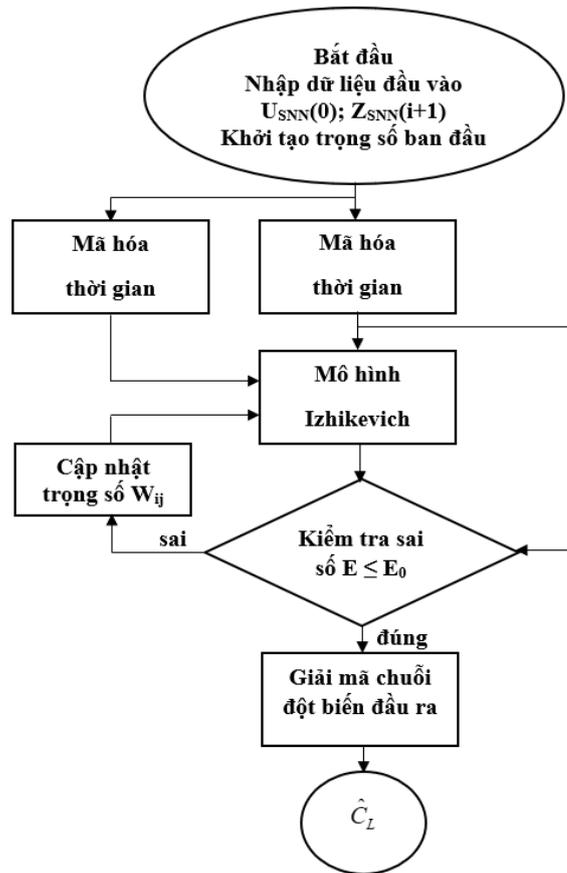
trong đó: t_j^a - thời điểm kích hoạt thực tế; t_j^d - thời điểm kích hoạt mong muốn;

+ Khi lan truyền ngược sai số, tính toán thay đổi trọng số liên kết:

$$\Delta w_{ij}^k = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^k} \tag{10}$$

với μ - tốc độ học; w_{ij}^k - trọng số của liên kết k từ noron i đến j .

Các thành phần trong biểu thức (10) được xác định như trong [8].



Hình 4. Lưu đồ tổng quát thuật toán nhận dạng hệ số lực nâng.

Như vậy, đối với lớp đầu ra, quy tắc điều chỉnh trọng số như sau:

$$\Delta w_{ij}^k = -\mu y_i^k (t_j^a - t_j^d) \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{k=1}^K w_{ij}^k (\partial y_i^k(t_j^a) / \partial t_j^a)} = -\mu y_i^k (t_j^a) \delta_j \tag{11}$$

- Đối với lớp ẩn

Đề lan truyền ngược sai số trong các lớp ẩn, sai số δ_i đối với từng noron trong lớp i với thời điểm kích hoạt thực tế t_i^a :

$$\delta_i = \frac{\partial t_i^a}{\partial u_i(t_i^a)} \frac{\partial E}{\partial t_i^a} = \frac{\partial t_i^a}{\partial u_i(t_i^a)} \sum_{j=1}^{N_j} \frac{\partial E}{\partial t_j^a} \frac{\partial t_j^a}{\partial u_j(t_j^a)} \frac{\partial u_j(t_j^a)}{\partial t_i^a} = \frac{\partial t_i^a}{\partial u_i(t_i^a)} \sum_{j=1}^{N_j} \delta_j \frac{\partial u_j(t_j^a)}{\partial t_i^a} \quad (12)$$

Như vậy, đối với lớp ẩn, quy tắc điều chỉnh trọng số như sau:

$$\Delta w_{hi}^k = -\eta y_h^k(t_i^a) \delta_i = -\eta \frac{y_h^k(t_i^a) \sum_{j=1}^{N_j} \delta_j \sum_{k=1}^K w_{ij}^k \frac{\partial y_i^k(t_j^a)}{\partial t_i^a}}{\sum_{h=1}^{N_H} \sum_{l=1}^L w_{hi}^l (\partial y_h^l(t_i^a) / \partial t_i^a)} \quad (13)$$

4. Mô phỏng và thảo luận

4.1. Dữ liệu phục vụ nhận dạng

Với mục đích nhận dạng hệ số lực nâng cho một dạng máy bay trong giai đoạn cất cánh, bài báo sử dụng bộ tham số theo thuyết minh kỹ thuật của máy bay Su-30MK2. Các tham số kỹ thuật và kích thước hình học cơ bản của máy bay Su-30MK2 phục vụ cho nhận dạng hệ số lực nâng như sau [17]:

- Lực đẩy động cơ: $P = 74600 \text{ N}$
- Khối lượng máy bay: $m = 24900 \text{ kg}$
- Diện tích đặc trưng cánh nâng: $S = 65 \text{ m}^2$
- Sải cánh nâng: $l = 14,1 \text{ m}$
- Gia tốc trọng trường: $g = 9,8 \text{ m/s}^2$
- Mô men quán tính trục Oy : $I_y = 62010 \text{ kg.m}^2$
- Cung khí động cánh nâng: $b_A = 4,6 \text{ m}$
- Áp suất khí động: $q_v = \frac{\rho V^2}{2}$, trong đó mật độ không khí ρ thay đổi tương ứng

với sự thay đổi độ cao 450 - 5000 m; tốc độ máy bay thay đổi 0 - 690 m/s.

Tham số phục vụ nhận dạng trong giai đoạn cất cánh nhận được từ bộ ghi dữ liệu chuyển bay được giải mã và đọc lại sau mỗi ban bay, bao gồm: góc tấn công α , góc chúc góc \mathcal{G} , tốc độ góc chúc góc ω_y , góc lệch cánh lái độ cao δ_e , gia tốc máy bay theo trục đứng a_z và trục dọc a_x [18]. Các tham số đo được này tương ứng với:

- Độ cao bay: $H = 267 - 3000 \text{ m}$;
- Tốc độ máy bay: $V = 0 - 537 \text{ m/s}$;
- Áp suất khí động: $q_v = \frac{\rho V^2}{2} \text{ N/m}^2$, thay đổi với tốc độ máy bay và mật độ

không khí tại độ cao tương ứng.

4.2. Kết quả nhận dạng

Quá trình tính toán nhận dạng được viết theo chương trình và Toolbox Identification của phần mềm Matlab. Kết quả nhận dạng hệ số lực nâng sử dụng SNN với mô hình nơron Izhikevich (hai lớp ẩn, lớp thứ nhất 20 nơron, lớp thứ hai 10 nơron) được so sánh với kết quả nhận dạng khi sử dụng mạng nơron RBN và khi sử dụng mô hình hồi quy phi tuyến (NARX). Kết quả được sử dụng làm quy chiếu đánh giá kết quả các mô hình nhận dạng hệ số lực nâng được xác định theo các tham số ghi lại theo chuyển bay và các công thức (1) và (2).

Mạng RBN sử dụng 100 nơron, spread được chọn bằng 0.1.

Tham số mô hình NARX được cho trong bảng 1.

Bảng 1. Tham số mô hình NARX

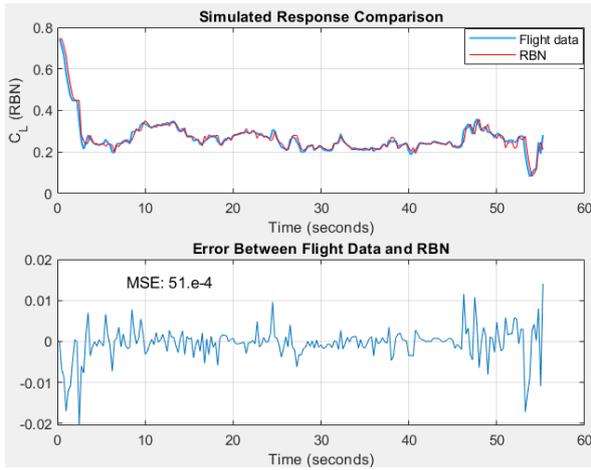
Mô hình hồi quy phi tuyến NARX: 2 đầu vào và 1 đầu ra	Các đầu vào: $u1 = \Delta\alpha; u2 = \omega_y$		Đầu ra: $y = C_L$
Bậc hồi quy tiêu chuẩn $na = [2]$ $nb = [2\ 3]$ $nk = [1\ 1]$	Các thành phần hồi quy phi tuyến:		Phần tử phi tuyến: Mạng wavenet với 17 đơn vị
	$u1(t-1)$	$u2(t-1)$	
	$u1(t-2)$	$u2(t-2)$ $u2(t-3)$	

Mạng SNN với nơron theo mô hình Izhikevich có hai lớp ẩn (lớp thứ nhất 20 nơron, lớp thứ hai 10 nơron); các tham số được chọn $a = 0.02; b = 0.3; c = -65$ (miliVolt); $d = 1.8$.

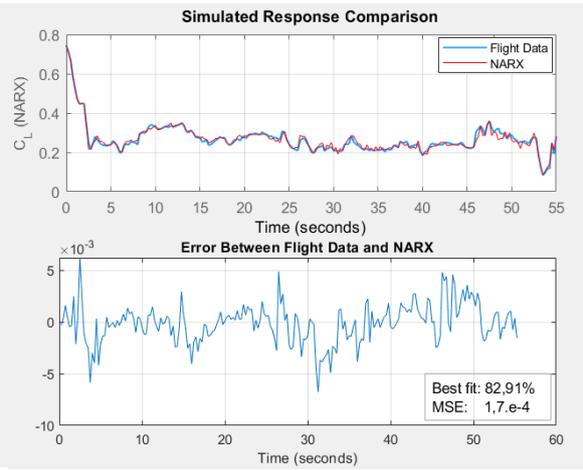
Kết quả nhận dạng khi sử dụng mạng RBN, mô hình NARX và mô hình SNN so với kết quả tính toán theo dữ liệu chuyển bay và công thức (2) được thể hiện trên hình 5, 6 và 7.

Việc đánh giá chất lượng nhận dạng hệ số lực nâng của mô hình SNN so với khi sử dụng mạng RBN và mô hình phi tuyến NARX thông qua chỉ số độ phù hợp (best fit), sai số trung bình bình phương (MSE) và số vòng lặp tính toán (epochs).

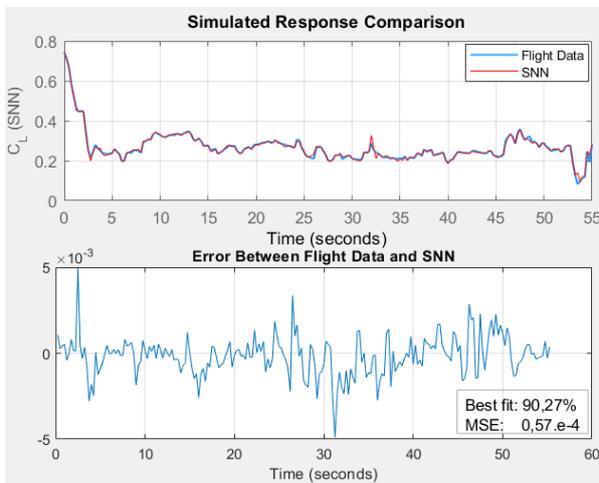
- Khi sử dụng mạng RBN: $MSE = 51 \cdot 10^{-4}$ sau 100 epochs;
- Khi sử dụng mô hình NARX: Best fit = 82,91%; $MSE = 1,7 \cdot 10^{-4}$;
- Khi sử dụng mạng SNN: Best fit = 90,27%; $MSE = 0,57 \cdot 10^{-4}$ sau 25 epochs.



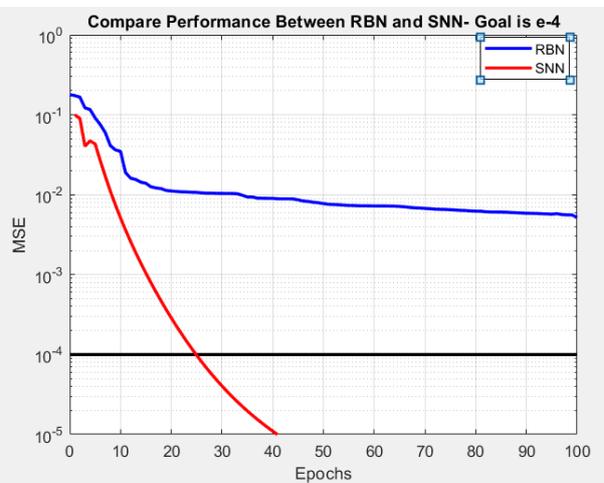
Hình 5. Kết quả nhận dạng khi sử dụng mạng RBN.



Hình 6. Kết quả nhận dạng bằng mô hình NARX.

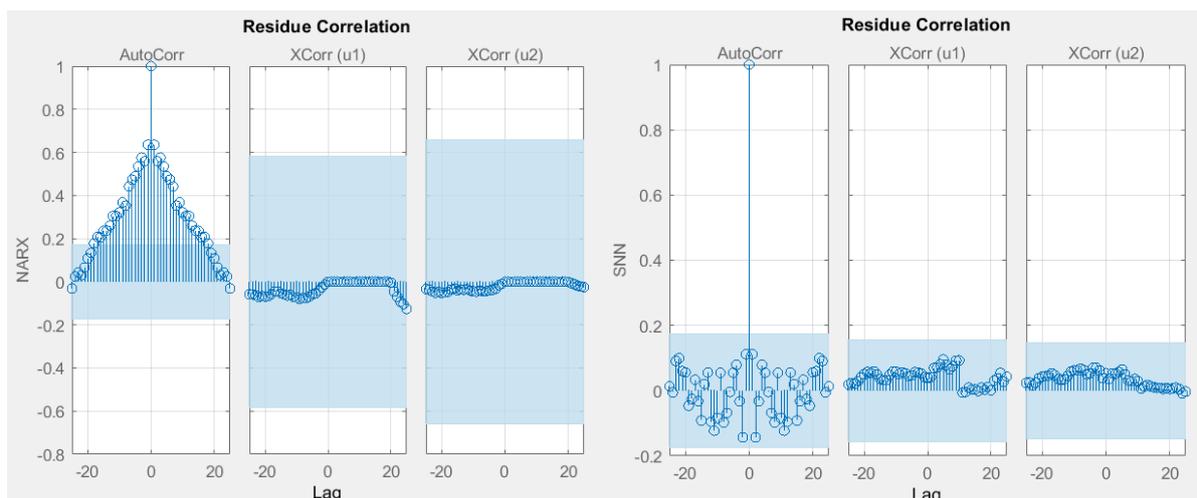


Hình 7. Kết quả nhận dạng khi sử dụng mạng SNN với mô hình noron Izhikevich.



Hình 8. Hiệu suất thực hiện giữa mạng SNN với RBN.

Độ tin cậy các kết quả nhận dạng hệ số lực nâng được thực hiện thông qua đánh giá hàm tự tương quan của sai số nhận dạng và hàm tương quan sai số nhận dạng so với các biến đầu vào [19]. Trên hình 9 biểu diễn các hàm này đối với mô hình NARX (bên trái) và mô hình SNN (bên phải). Nhận thấy rằng, với cùng độ tin cậy 99%, giá trị các hàm này khi sử dụng SNN với mô hình noron Izhikevich có giá trị nhỏ hơn đối với mô hình NARX.



Hình 9. Hàm tự tương quan và hàm tương quan khi nhận dạng:
 Với mô hình NARX (bên trái); Khi sử dụng SNN mô hình neuron Izhikevich (bên phải).

5. Kết luận

Với các kết quả nhận được trong phần 4, nhận thấy rằng:

- Nhận dạng hệ số lực nâng của máy bay trong giai đoạn cất cánh khi sử dụng SNN theo mô hình Izhikevich có độ phù hợp cao hơn khoảng 7% và MSE nhỏ hơn 3 lần so với mô hình NARX;
- Số lần luyện mạng khi sử dụng SNN theo mô hình Izhikevich nhỏ hơn 4 lần, nhưng vẫn đảm bảo sai số nhỏ hơn so với sử dụng mạng RBN;
- Độ tin cậy của kết quả nhận dạng SNN theo mô hình Izhikevich cao hơn so với mô hình nhận dạng NARX.

Các kết quả nhận được trong bài báo này dựa trên các dữ liệu được ghi lại từ chuyến bay trong giai đoạn cất cánh cũng như theo mô hình hệ số lực nâng (3). Để có thể đưa ra kết quả nhận dạng một cách xác thực hơn, cần phải thực hiện trên các giai đoạn bay khác (bay bằng, cơ động độ cao) và phải tính đến chuyển động liêng của máy bay.

Tài liệu tham khảo

- [1] Рига, *Основы аэродинамики и динамики полета*, Институт транспорта и связи, 2010.
- [2] Tusharika, "Application of Kalman Filter for Estimation of Aerodynamic Parameters of an Aircraft using Simulated Flight Data," *International Journal of Engineering Research & Technology*, India, Vol. 4.

- [3] W. K. WANG Qing, ZHANG Tianjiao, KONG Yi'nan, QIAN Weiqi, "Aerodynamic Modeling and Parameter Estimation from QAR Data of an Airplane Approaching a High-altitude Airport," *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012. DOI: 10.1016/S1000-9361(11)60397-X
- [4] W. R. Z. Skrzypinski, Frederik; Bak, Christian, "Parametric approximation of airfoil aerodynamic coefficients at high angles of attack," *European Wind Energy Association (EWEA)*, 2014.
- [5] A. K. G. Rakesh Kumar*, "Estimation of Aerodynamic Derivatives using Neural Network based Method," *Third International Conference on Advances in Control and Optimization of Dynamical Systems*, March 13-15, 2014, Kanpur, India. DOI: 10.3182/20140313-3-IN-3024.00057
- [6] A. K. G. N. K. Peyada, "Aircraft parameter estimation using a new filtering technique based upon a neural network and Gauss-Newton method," *The Aeronautical Journal*. DOI: 10.1017/S0001924000002918
- [7] D. J. S. Jitu Sanwale, "Aerodynamic Parameters Estimation Using Radial Basis Function Neural Partial Differentiation Method," *Defence Science Journal*, Vol. 68 No. 3, 2018. DOI: 10.14429/dsj.68.11843
- [8] Nguyễn Đức Thành, "*Ứng dụng mạng nơron nhận dạng các tham số khí động kênh độ cao nhằm nâng cao hiệu quả thiết kế thiết bị bay*," Luận án tiến sĩ kỹ thuật, Viện Khoa học và Công nghệ quân sự, Hà Nội, 2021.
- [9] R. A. Ahmed A. Abusnaina, "Spiking Neuron Models: A Review," *International Journal of Digital Content Technology and its Applications (JDCTA)*, Vol. 8, 2014.
- [10] Q. X. Jinyong Yu, Yue Zhi, "A Self-adaptive Region Fuzzy Guidance Law Based on RBF Neural Network for Attacking UAV," *IEEE*, pp. 426-430, 2011. DOI: 10.1109/ICCRD.2011.5763938
- [11] S. L. Juntao Liu, Xizhen Song, Chenxi Wang, "Influence of Linear and Nonlinear Aerodynamic Models on Parameter Identification for Aircraft," *International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*, pp. 227-232, 2017. DOI: 10.1109/ICCAIS.2017.8217581
- [12] Nikola K. Kasabov, "Time-Space, Spiking Neural Networks and Brain-Inspired Artificial Intelligence," *Springer Series on Bio- and Neurosystems*, Vol. 7, 2019. DOI: 10.1007/978-3-662-57715-8
- [13] N. Q. Vinh, Duc Thanh, N., Minh Dac, H., & Dang Khoa, T., "Identify aerodynamic derivatives of the airplane attitude channel using a spiking neural network," *International Journal of Aviation, Aeronautics, and Aerospace*, Vol. 7, 2020. DOI: 10.15394/ijaaa.2020.1490.

- [14] E. A. M. Vladislav Klein, *Aircraft System Identification Theory and Practice*, American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc., 2006.
- [15] Eugene M. Izhikevich, "Simple Model of Spiking Neurons," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 14. DOI: 10.1109/TNN.2003.820440
- [16] H. A. L. P. Sander M. Bohte, Joost N. Kok, "Error-Backpropagation in Temporally Encoded Networks of Spiking Neurons," *the European Symposium on Artificial Neural Networks 2000 (ESANN'2000)* in Bruges, Belgium, 2000.
- [17] Quân chủng Phòng không - Không quân, Giới thiệu chung về SU-C, 2012.
- [18] Đ. v. XX, Nhật ký dữ liệu tham số từ các bài bay, 2018.
- [19] Lennart Ljung, *System Identification Toolbox User's Guide*, The MathWorks, Inc.

LIFT COEFFICIENT IDENTIFICATION OF FLYING VEHICLE DURING THE TAKE-OFF STAGE BY USING THE SPIKING NEURAL NETWORK ACCORDING TO THE NEURAL IZHIVICH MODEL AND DEEP LEARNING SPIKEPROP ALGORITHM

Abstract: *This article proposes a method to identify the lift coefficient of a flying vehicle during the take-off stage based on the data recorded from the actual flight, using the spiking neural network (SNN) according to the Izhikevich neural model and the spiking error backpropagation algorithm (SpikeProp). The obtained results are compared with the identified results when using the Radial Basic Network (RBN) and the identification by nonlinear regression model (NARX), showing higher accuracy, reliability and number of network training times less. The obtained results serve as a basis for applying SNN models and synthesizing other network training algorithms in identifying aerodynamic coefficients of a flying vehicle in different maneuvering modes.*

Keywords: Flying vehicle; Spiking Neural Network; SpikeProp algorithm; Radial Basic Network; NARX model.

Nhận bài: 12/05/2023; Hoàn thiện sau phản biện: 12/07/2023; Chấp nhận đăng: 31/07/2023

