

ĐỀ XUẤT MỘT PHƯƠNG PHÁP HUẤN LUYỆN KẾT HỢP CHO MẠNG NƠRON ĐỘT BIẾN ĐỂ CẢI THIỆN ĐỘ CHÍNH XÁC TRONG NHẬN DẠNG HỆ SỐ KHÍ ĐỘNG CỦA MÁY BAY

Nguyễn Văn Tuấn¹, Trương Đăng Khoa^{1,*}, Phạm Trung Dũng¹

¹*Viện Kỹ thuật điều khiển, Trường Đại học Kỹ thuật Lê Quý Đôn*

Tóm tắt

Bài báo đề xuất một phương pháp huấn luyện kết hợp cho mạng nơron đột biến để nhận dạng các hệ số khí động của máy bay trong kênh độ cao theo mô hình phi tuyến. Phương pháp huấn luyện đề xuất là sự kết hợp của thuật toán lan truyền ngược với thời gian phân rã thích nghi và thuật toán lan truyền ngược sai số đột biến chuẩn hóa. Sự kết hợp này tận dụng được ưu điểm của hai thuật toán trong việc cập nhật thời gian phân rã và trọng số khớp nối. Điều này sẽ rút ngắn được thời gian và tính ổn định trong quá trình suy giảm sai số khi huấn luyện mạng. Do đó, nó đảm bảo nâng cao độ chính xác và độ tin cậy của các tham số khí động cần nhận dạng. Các kết quả mô phỏng cho thấy các hệ số khí động trong kênh độ cao của máy bay được nhận dạng bằng phương pháp đề xuất có độ chính xác cao hơn các phương pháp truyền thống và tốc độ hội tụ của mạng nhanh hơn khi được huấn luyện với việc sử dụng riêng rẽ từng phương pháp. Ngoài ra, kỹ thuật bootstrapping được sử dụng để xác định khoảng tin cậy cho các tham số khí động. Dựa vào khoảng tin cậy cho thấy phương pháp đề xuất có kết quả tin cậy hơn so với thuật toán trước khi kết hợp.

Từ khóa: Mạng nơron đột biến; lan truyền ngược sai số đột biến; thời gian phân rã; nhận dạng hệ thống.

1. Giới thiệu

Việc xác định và đánh giá các đặc tính khí động của thiết bị bay (TBB) trong các giai đoạn thiết kế, chế tạo và thử nghiệm bay được thực hiện thông qua các mô hình động học. Mô hình này bao gồm các phương trình toán học mô tả mối quan hệ, thường là phức tạp và phi tuyến, giữa các tham số khí động của thiết bị bay [1]-[3] như lực khí động, mô men khí động với các biến trạng thái, biến điều khiển, các tham số khí động của các phần thân - cánh, mũi, khối lượng tải trọng... của TBB.

Trong các mô hình động học của TBB thì các lực và mô men khí động tác động lên TBB thường được xác định thông qua các hệ số không thứ nguyên như hệ số lực nâng, hệ số lực cản, hệ số lực bên và hệ số mô men [2]. Tuy nhiên, các hệ số khí động của thiết bị bay lại được xác định thông qua các dẫn xuất khí động. Do đó, việc xác định chính xác các dẫn xuất khí động học đóng một vai trò quan trọng đối với việc cung cấp một mô hình đủ chính xác để mô tả chuyển động của TBB trong không gian.

* Tác giả liên hệ, email: khoahn67@gmail.com
DOI: 10.56651/lqdtu.jst.v20.n03.1016

Một số phương pháp truyền thống thường được sử dụng trong nhận dạng các dẫn xuất khí động học này như phương pháp tựa thực cực đại (ML) [4], [5], sai số đầu ra (OEM) [6], [7], sai số phương trình (EEM) [2], [6], và sai số bộ lọc (FEM) [2], [8]. Những phương pháp này đơn giản về mặt toán học, tuy nhiên có độ chính xác không cao vì không tính đến các nhiễu loạn có trong dữ liệu phục vụ nhận dạng. Ngược lại, việc xác định các tham số khí động của máy bay thông qua thực nghiệm, ví dụ như ống thổi khí động chỉ có thể thực hiện trên mô hình tỉ lệ thu nhỏ với các điều kiện bay hạn chế [9], [10].

Trong những năm gần đây, việc ứng dụng mạng nơron nhân tạo (ANN) trong nhận dạng các dẫn xuất khí động đã phát triển rộng rãi [11]-[13]. ANN có những ưu điểm nhất định đối với mô hình phi tuyến của các hệ số khí động so với các phương pháp đã đề cập ở trên. Tuy nhiên, ANNs vẫn tồn tại các hạn chế trong các nguyên lý huấn luyện mạng [14], do đó, hiệu suất của ANNs vẫn thấp hơn rất nhiều so với mạng nơron sinh học (BNN). Đây chính là động lực để thúc đẩy một sự thay thế ANNs bằng một thể hệ mạng nơron mới nổi là mạng nơron đột biến (SNN) [14]. SNN là một bước đột phá trong việc khắc phục các hạn chế của ANN.

Hiện nay, có nhiều thuật toán được sử dụng để huấn luyện SNN như Spikeprop [15], Learning rate adaptation [16], Extending SpikeProp [17], RProp và QuickProp [18], An extended algorithm using adaptation of momentum and learning rate [19], ReSuMe [20], E-learning, I-learning [21], SPAN [22], Normalized spiking error back propagation (NSEBP) [23], Spike timing dependent plasticity [24], R-STDP [25], và thuật toán lan truyền ngược với thời gian phân rã thích nghi (τ_d -PSP) [26]. Tuy nhiên, các thuật toán này đều có những ưu điểm, nhược điểm riêng và không thể đáp ứng đầy đủ các yêu cầu về tốc độ suy giảm sai số đầu ra nhanh và ổn định. Do đó, các tác giả tiến hành khảo sát và nhận thấy τ_d -PSP thỏa mãn các điều kiện để kết hợp với NSEBP và tạo thành một phương pháp huấn luyện hiệu quả cho SNN.

Trong nghiên cứu này, SNN và phương pháp huấn luyện đề xuất được sử dụng để nhận dạng các dẫn xuất khí động của máy bay Su-30. Thời điểm thứ nhất, SNN được huấn luyện bởi thuật toán τ_d -PSP để nhanh chóng đưa sai số đầu ra của mạng về giá trị cực tiểu toàn cục. Tuy nhiên, hạn chế của τ_d -PSP là sự ổn định không cao khi sai số tiến gần về cực tiểu toàn cục. Do đó, NSEBP được ứng dụng trong thời điểm thứ hai để giúp sai số tiến về cực tiểu toàn cục ổn định hơn. Kết quả mô phỏng đã cho thấy chiến lược đề xuất đã cải thiện hiệu quả luyện mạng và nâng cao độ chính xác cho kết quả trong bài toán nhận dạng bằng SNN.

Để đánh giá độ tin cậy của các hệ số khí động được nhận dạng bằng phương pháp đề xuất so với hai thuật toán ban đầu, kỹ thuật bootstrapping [27], [28] được sử dụng để tăng cường bộ dữ liệu và xây dựng các khoảng tin cậy (CIs) cho các hệ số khí động. Các khoảng tin cậy này là cơ sở để xác minh rằng thuật toán đề xuất vượt trội hơn hai thuật toán trước khi kết hợp.

Nội dung còn lại của bài báo được tổ chức như sau: Phần 2 xây dựng mô hình chuyển động máy bay trong kênh độ cao. Phần 3 là cơ sở cho phương pháp huấn luyện kết hợp. Kết quả mô phỏng và thảo luận được trình bày trong Phần 4. Phần 5 là kết luận và các hướng nghiên cứu tiếp theo.

2. Mô hình động học máy bay trong kênh độ cao

Một mô hình động học của máy bay trong kênh độ cao được mô tả như sau [6]:

$$\begin{cases} \dot{V} = \frac{P}{m} \cos \alpha - \frac{qS}{m} C_D - g \sin(\varphi - \alpha) \\ \dot{\alpha} = \omega_{oy} - \frac{P}{mV} \sin \alpha - \frac{qS}{m} C_L \cos(\varphi - \alpha) \\ \dot{\varphi} = \omega_{oy} \\ \dot{\omega}_{oy} = \frac{qSb_A}{I_{oy}} m_y \end{cases} \quad (1)$$

trong đó: φ - góc gât; C_L, C_D - hệ số lực nâng khí động, hệ số lực cản khí động; m_y - hệ số mô men khí động theo kênh chúc ngóc; I_{oy} - mô men quán tính theo trục Oy .

Chuyển động của máy bay được xem xét trong giai đoạn cơ động với đặc trưng là sự thay đổi lớn về điều kiện bay và các đặc tính khí động trong thời gian ngắn. Do đó, các hệ số lực nâng, hệ số lực cản và hệ số mô men trong (1) không chỉ sử dụng thành phần bậc nhất của khai triển Taylor mà cần phải bổ sung các thành phần bậc cao hơn của góc tấn công, tốc độ góc chúc ngóc và góc quay cánh lái độ cao. Giả định rằng mô hình hệ số khí động theo khai triển Taylor đến bậc hai đối với góc tấn công được mô tả như sau [6]:

$$\begin{cases} C_L = C_{L_0} + C_L^{\Delta V} \frac{\Delta V}{V_0} + C_L^{\Delta \alpha} \Delta \alpha + C_L^{\alpha^2} (\Delta \alpha)^2 + C_L^{\omega_{oy}} \frac{\omega_{oy} b_A}{2V_0} + C_L^{\delta_e} \delta_e \\ C_D = C_{D_0} + C_D^{\Delta V} \frac{\Delta V}{V_0} + C_D^{\Delta \alpha} \Delta \alpha + C_D^{\alpha^2} (\Delta \alpha)^2 + C_D^{\omega_{oy}} \frac{\omega_{oy} b_A}{2V_0} + C_D^{\delta_e} \delta_e \\ m_y = m_{y_0} + m_y^{\Delta V} \frac{\Delta V}{V_0} + m_y^{\Delta \alpha} \Delta \alpha + m_y^{\alpha^2} (\Delta \alpha)^2 + m_y^{\omega_{oy}} \frac{\omega_{oy} b_A}{2V_0} + m_y^{\delta_e} \delta_e \end{cases} \quad (2)$$

trong đó: $C_{L_0}, C_{D_0}, m_{y_0}$ - hệ số lực nâng, hệ số lực cản, và hệ số mô men do lực nâng tạo ra khi $\alpha = \alpha_0, V = V_0, \omega_{oy} = 0$; $\Delta\alpha$ - gia số góc tấn công so với $\alpha = \alpha_0$; α_0 - góc tấn công cân bằng, đảm bảo máy bay bay ở tốc độ không đổi V_0 và độ cao ổn định; $C_L^{\Delta V}, C_L^{\Delta\alpha}, C_L^{\Delta\alpha^2}, C_L^{\omega_{oy}}, C_L^{\delta_e}$ - các dẫn xuất khí động của hệ số lực nâng; $C_D^{\Delta V}, C_D^{\Delta\alpha}, C_D^{\Delta\alpha^2}, C_D^{\omega_{oy}}, C_D^{\delta_e}$ - các dẫn xuất khí động của hệ số lực cản; và $m_y^{\Delta V}, m_y^{\Delta\alpha}, m_y^{\Delta\alpha^2}, m_y^{\omega_{oy}}, m_y^{\delta_e}$ - các dẫn xuất khí động của hệ số mô men do lực nâng tương ứng với các thành phần tạo nên chúng.

Thay thế công thức (2) vào công thức (1), nhận được:

$$\begin{cases} \dot{V} = -\frac{q_V S}{m} \left[C_D^{\Delta V} \frac{\Delta V}{V_0} + C_D^{\Delta\alpha} \Delta\alpha + C_D^{\Delta\alpha^2} (\Delta\alpha)^2 + C_D^{\omega_{oy}} \frac{\omega_{oy} b_A}{2V_0} + C_D^{\delta_e} \delta_e \right] \\ \dot{\alpha} = \omega_{oy} - \frac{q_V S}{m V_0} \left[C_L^{\Delta V} \frac{\Delta V}{V_0} + C_L^{\Delta\alpha} \Delta\alpha + C_L^{\Delta\alpha^2} (\Delta\alpha)^2 + C_L^{\omega_{oy}} \frac{\omega_{oy} b_A}{2V_0} + C_L^{\delta_e} \delta_e \right] \\ \dot{\omega}_{oy} = \frac{q_V S b_A}{I_{oy}} \left[m_y^{\Delta V} \frac{\Delta V}{V_0} + m_y^{\Delta\alpha} \Delta\alpha + m_y^{\Delta\alpha^2} (\Delta\alpha)^2 + m_y^{\omega_{oy}} \frac{\omega_{oy} b_A}{2V_0} + m_y^{\delta_e} \delta_e \right] \end{cases} \quad (3)$$

Phương trình đầu ra cho gia tốc theo trục đứng a_{oz} :

$$a_{oz} = -\frac{q_V S}{mg} \left[C_L^{\Delta V} \frac{\Delta V}{V_0} + C_L^{\Delta\alpha} \Delta\alpha + C_L^{\Delta\alpha^2} (\Delta\alpha)^2 + C_L^{\omega_{oy}} \frac{\omega_{oy} b_A}{2V_0} + C_L^{\delta_e} \delta_e \right] \quad (4)$$

Công thức (3) và (4) được biểu diễn dưới dạng không gian trạng thái như sau:

$$\begin{bmatrix} \dot{V} \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\omega}_{oy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -D_V & -D_\alpha & -D_{\omega_{oy}} \\ -L_V & -L_\alpha & 1 - L_{\omega_{oy}} \\ M_V & M_\alpha & M_{\omega_{oy}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta V \\ \Delta\alpha \\ \omega_{oy} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -D_{\alpha^2} & -D_{\delta_e} \\ -L_{\alpha^2} & -L_{\delta_e} \\ M_{\alpha^2} & M_{\delta_e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\alpha^2 \\ \delta_e \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$[a_{oz}] = \begin{bmatrix} -Z_V & -Z_\alpha & -Z_{\omega_{oy}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta V \\ \Delta\alpha \\ \omega_{oy} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -Z_{\alpha^2} & -Z_{\delta_e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\alpha^2 \\ \delta_e \end{bmatrix} \quad (6)$$

Từ các phương trình (5) và phương trình đầu ra (6), vector tham số cần phải nhận dạng bao gồm các dẫn xuất khí động được xác định như sau:

$$\theta = \left[C_L^{\Delta V}, C_L^{\Delta\alpha}, C_L^{\Delta\alpha^2}, C_L^{\omega_{oy}}, C_L^{\delta_e}, C_D^{\Delta V}, C_D^{\Delta\alpha}, C_D^{\Delta\alpha^2}, C_D^{\omega_{oy}}, C_D^{\delta_e}, m_y^{\Delta V}, m_y^{\Delta\alpha}, m_y^{\Delta\alpha^2}, m_y^{\omega_{oy}}, m_y^{\delta_e} \right] \quad (7)$$

3. Cơ sở cho chiến lược huấn luyện hai giai đoạn

3.1. Mô hình và cấu trúc SNN

* Cấu trúc SNN

Trong [26] đã giới thiệu một cấu trúc của mạng nơron đột biến. Một nơron đột biến sau khớp nối có thể kết nối với một nơron đột biến trước khớp nối bằng nhiều khớp nối.

* Mô hình phản ứng đột biến

Trạng thái bên trong $u_j(t)$ của nơron j sau khớp nối ở lớp m tại t được mô hình hóa [26]:

$$u_j(t) = \sum_{i=1}^{F_{m+1}} \sum_{k=1}^K \sum_{g=1}^{G_i} w_{ij}^k \varepsilon(t - t_i^{(g)} - d^k) + \psi(t - t_j^{(f)}) \quad (8)$$

$$\varepsilon(z) = \left[\exp\left(-\frac{z}{\tau_d}\right) - \exp\left(-\frac{z}{\tau_u}\right) \right] H(z) \quad (9)$$

$$z = t - t_i^{(g)} - d^k \quad (10)$$

trong đó: $t_j^{(f)}$ - thời điểm đột biến đầu ra thứ f gần nhất trước thời điểm t ; $\varepsilon(z)$ - hàm phản ứng đột biến; τ_u - thời gian của sườn lên; τ_d - thời gian phân rã; $H(z)$ - biểu thị hàm bước Heavyside: $H(z)=1$ nếu $z \geq 0$ và $H(z)=0$ nếu $z < 0$; d^k - độ trễ khớp nối thứ k ; $t_i^{(g)}$ - thời điểm đột biến thứ g của nơron i trước khớp nối; w_{ij}^k - trọng số khớp nối thứ k của nơron i trước khớp nối và nơron j sau khớp nối; F_{m+1} - số lượng nơron trước khớp nối trong lớp $m+1$; K - số lượng khớp nối giữa một nơron i trước khớp nối và một nơron j sau khớp nối; G_i - số lượng đột biến được kích hoạt nơron i trước khớp nối; ψ - hàm phục hồi điện thế hoạt động của nơron về điện thế nghỉ sau khi kích hoạt một đột biến, như trong [26] tác giả chọn hàm ψ có dạng như sau:

$$\psi = \begin{cases} -2\theta e^{-\frac{z}{\tau_R}} & \text{if } z > 0 \\ 0 & \text{if } z \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

trong đó: θ - ngưỡng kích hoạt của nơron; τ_R - hằng số phân rã theo thời gian xác định hình dạng của hàm phục hồi điện thế hoạt động của nơron về điện thế nghỉ.

3.2. Các thuật toán đề xuất

* Thuật toán lan truyền ngược với thời gian phân rã thích nghi

Thuật toán này cũng thực hiện tối thiểu hóa hàm sai số cho các thời điểm xuất hiện đột biến tại lớp đầu ra mạng như sau:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{F_{m+1}} (t_j - t_j^d)^2 \quad (12)$$

trong đó: F_{m+1} - số lượng neuron trong lớp đầu ra; t_j - thời điểm đột biến đầu ra thực tế; t_j^d - thời điểm đột biến đầu ra mong muốn của neuron thứ j trong lớp đầu ra. Việc tối thiểu hóa hàm sai số E được giới thiệu chi tiết trong [26].

* Thuật toán lan truyền ngược sai số đột biến chuẩn hóa (NSEBP)

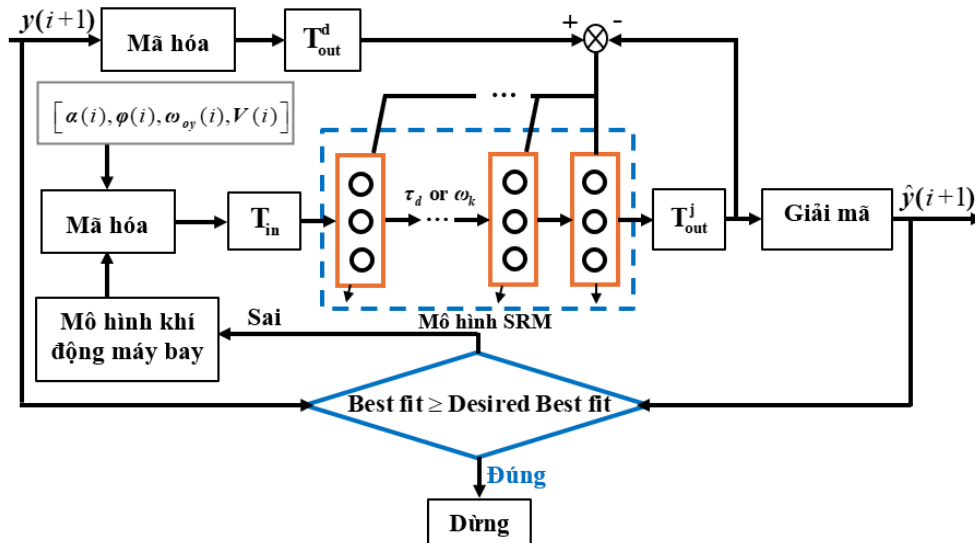
Thuật toán NSEBP được trình bày chi tiết trong [23]. Giả sử yêu cầu neuron thứ j kích hoạt một đột biến mong muốn tại thời điểm t_j . Nhưng thực tế điện áp của neuron j đạt được tại thời điểm kích hoạt đột biến xác định được là $U(t_j)$ khác với điện áp ngưỡng U_{thres} . Sai số E ở đầu ra của mạng được xác định như sau:

$$E = |U_{thres} - U(t_j)| \quad (13)$$

Việc tối thiểu hóa hàm sai số E được giới thiệu chi tiết trong [23].

3.3. Khảo sát cơ sở cho chiến lược huấn luyện SNN hai giai đoạn

Cấu trúc SNN theo mô hình SRM được sử dụng để khảo sát chiến lược huấn luyện đề xuất trong việc nhận dạng hệ số khí động (2) được thể hiện trong Hình 1.



Hình 1. Cấu trúc SNN để nhận dạng hệ số khí động.

Vector biến đầu vào $\mathbf{S}(i) = [\alpha(i), \varphi(i), \omega_{oy}(i), V(i), C_L(i), C_D(i), m_y(i)]^T$ gồm bảy tham số, trong đó bốn tham số đầu tiên là trạng thái chuyển động của máy bay trong kênh độ cao, được thu nhận từ thiết bị ghi dữ liệu bay; ba tham số cuối là các hệ số khí động. Đầu ra của mạng là một vector gồm sáu tham số: $\hat{\mathbf{y}}(i+1) = [\hat{\alpha}(i+1), \hat{\varphi}(i+1), \hat{\omega}_{oy}(i+1), \hat{V}(i+1), \hat{a}_{ox}(i+1), \hat{a}_{oz}(i+1)]^T$, là dự đoán một bước của các tham số chuyển động của máy bay và dữ liệu thực tế được đo là: $\mathbf{y}(i+1) = [\alpha(i+1), \varphi(i+1), \omega_{oy}(i+1), V(i+1), a_{ox}(i+1), a_{oz}(i+1)]^T$. Việc kiểm tra điều kiện dừng của thuật toán luyện mạng là sự phù hợp giữa $\mathbf{y}(i+1)$ và $\hat{\mathbf{y}}(i+1)$ thông qua chỉ số “Best fit” (“Best fit desired” được chọn ở đây là 95%) [29] hoặc khi sai số đạt đến giá trị thiết lập. Công thức mã hóa tín hiệu đầu vào thành thời điểm đột biến và giải mã thời điểm đột biến đầu ra thành giá trị liên tục được thực hiện tương tự như trong [30].

Để khảo sát và xây dựng cơ sở cho phương pháp huấn luyện mạng kết hợp, các tác giả sẽ khảo sát hiệu quả huấn luyện SNN trong việc xấp xỉ trạng thái các tham số chuyển động mô hình (1) với hai thuật toán được đề cập trong Mục 3.2. Tập dữ liệu các tham số chuyển động được ghi lại từ các chuyến bay của máy bay Su-30 được sử dụng nhận dạng các tham số khí động của máy bay trong các giai đoạn cất cánh [31]. SNN được xây dựng với cấu trúc 7-20-10-6: 7 nơron đầu vào tương ứng với vector biến đầu vào $\mathbf{S}(i)$, 20 nơron lớp ẩn thứ nhất, 10 nơron lớp ẩn thứ hai và 6 nơron đầu ra tương ứng với $\hat{\mathbf{y}}(i+1)$.

*** Khảo sát hiệu quả huấn luyện của thuật toán τ_d -PSP:**

Để khảo sát hiệu quả thuật toán τ_d -PSP, một số tham số đặc trưng của SNN được thiết lập: $\tau_u = 6$ ms; $\tau_d \in [10 \text{ ms} \div 13 \text{ ms}]$; trọng số khớp nối cố định $\omega_{ij}^k = \omega_{hi}^k = 0,5$; tốc độ học $\lambda = 0,5$. Việc lựa chọn các tham số ở trên dựa vào việc khảo sát sự ảnh hưởng của tốc độ học λ và thời gian phân rã τ_d đến tốc độ hội tụ và sự ổn định của mạng trên cùng tập dữ liệu cất cánh của máy bay Su-30 được trình bày chi tiết trong [31], [32]. Kết quả khảo sát đánh giá trung bình trên 100 lần chạy để đảm bảo độ tin cậy khi tính toán thống kê.

*** Khảo sát hiệu quả huấn luyện của thuật toán NSEBP:**

Để khảo sát hiệu quả thuật toán NSEBP, một số tham số đặc trưng của SNN được thiết lập như sau: $\tau_u = 6$ ms, $\tau_d = 12$ ms; trọng số khớp nối ban đầu $\omega_{ij}^k = \omega_{hi}^k = 0,5$; tốc độ học $\lambda = 0,5$.

*** Một số kết luận nhận được sau khảo sát:**

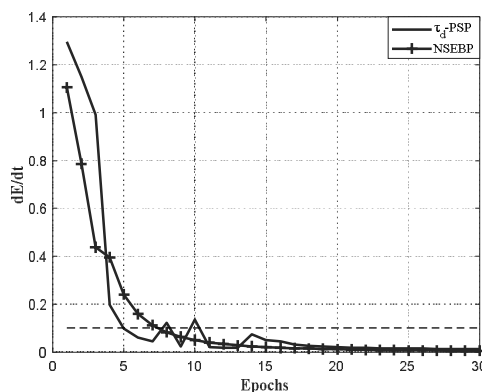
- Thuật toán $\tau_d - PSP$ có tốc độ suy giảm sai số đầu ra (đường đen trơn) của mạng ở giai đoạn đầu (6 epoch) nhanh hơn so với thuật toán NSEBP (đường đen +) được minh họa như trong Hình 2. Ngoài ra, thời gian phân rã tối ưu được xác định trong khoảng $12,05 \text{ ms} \leq \tau_d^{opt} \leq 12,10 \text{ ms}$.

- Tuy nhiên, khi sai số suy giảm về một giá trị cực tiểu tới hạn, $\tau_d - PSP$ thể hiện sự không ổn định so với thuật toán NSEBP được minh họa trong Hình 3. Cụ thể, từ epoch 7 đến epoch 12, sai số đầu ra của mạng có sự dao động.

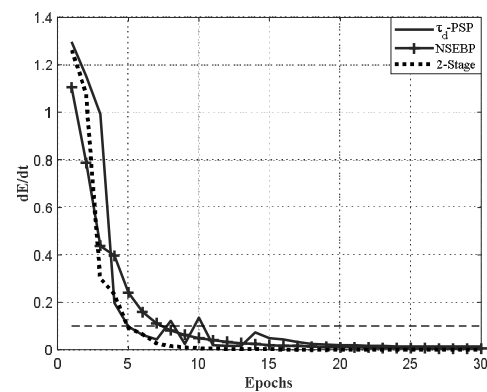
- Trong khi đó, sai số đầu ra của mạng được huấn luyện bằng NSEBP có tốc độ suy giảm chậm hơn nhưng giá trị lại nhỏ và ổn định hơn $\tau_d - PSP$ như được mô tả trong Hình 2.

- Có thể nhận thấy $\tau_d - PSP$ có tốc độ suy giảm sai số trong giai đoạn đầu (6 epoch đầu tiên) nhanh hơn, còn thuật toán NSEBP có mức độ suy giảm đều và ổn định hơn. Do đó, tác giả đề xuất phương pháp huấn luyện SNN kết hợp trong hai thời điểm (2-Stages) để có thể tận dụng được các ưu điểm của hai thuật toán trong việc cải thiện hiệu suất huấn luyện và độ chính xác trong nhận dạng các hệ số khí động máy bay Su-30. Cụ thể, 6 epoch đầu tiên SNN được huấn luyện với $\tau_d - PSP$, giai đoạn còn lại SNN được huấn luyện bởi NSEBP.

- Kết quả mô phỏng cho thấy sai số đầu ra của SNN khi được huấn luyện bằng phương pháp kết hợp (đường chấm đen) đã suy giảm nhanh và ổn định hơn so với hai thuật toán ban đầu: $\tau_d - PSP$ (đường đen trơn) và NSEBP (đường đen +) như mô tả trong Hình 3.



Hình 2. Sai số đầu ra SNN được huấn luyện bởi NSEBP và $\tau_d - PSP$.



Hình 3. Sai số đầu ra SNN được huấn luyện bởi NSEBP, $\tau_d - PSP$ và phương pháp đề xuất.

3.4. Đề xuất phương pháp huấn luyện mạng kết hợp giữa τ_d - PSP và NSEBP

Việc đề xuất phương pháp huấn luyện kết hợp không chỉ dựa trên kết quả khảo sát ở trên, mà hai thuật toán τ_d - PSP và NSEBP cũng phải thỏa mãn các điều kiện sau đây để có thể kết hợp với nhau:

- Thứ nhất, cả hai thuật toán đều sử dụng một mô hình phản ứng đột biến (SRM) với các hàm phản ứng đột biến giống nhau. Điều này đảm bảo rằng động học của các neuron là giống nhau và không có xung đột trong quá trình chuyển đổi giữa các giai đoạn huấn luyện;

- Thứ hai, thời gian phân rã tối ưu của thuật toán τ_d - PSP là $12,05 \text{ ms} \leq \tau_d^{opt} \leq 12,10 \text{ ms}$. Vì vậy, khi kết thúc giai đoạn huấn luyện đầu tiên với τ_d - PSP, thời gian phân rã sẽ thỏa mãn điều kiện $\tau_d = 2\tau_u$ trong [23] để thuật toán NSEBP có thể hoạt động;

- Cuối cùng, trọng số khớp nối của τ_d - PSP được cố định $\omega_{ij}^k = \omega_{hi}^k = 0,5$ trong suốt quá trình huấn luyện tương ứng với trọng số khớp nối ban đầu của NSEBP trong quá trình chuyển đổi giai đoạn huấn luyện.

Trên thực tế, nhiều thuật toán có thể thỏa mãn một trong các điều kiện để kết hợp với thuật toán NSEBP. Tuy nhiên, τ_d - PSP là thuật toán duy nhất cho đến nay thỏa mãn tất cả các điều kiện trên.

Vì vậy, các tác giả đề xuất một sự huấn luyện mạng kết hợp bởi hai thuật toán τ_d - PSP và NSEBP để nhận dạng các hệ số khí động của máy bay. Phương pháp đề xuất này được phát triển bởi hai thuật toán τ_d - PSP và NSEBP.

3.5. So sánh hiệu quả phương pháp huấn luyện đề xuất với phương pháp RProp

Để có cơ sở khẳng định hiệu quả của 2-Stages so với các phương pháp phổ biến khác, các tác giả sẽ tiến hành so sánh hiệu quả của 2-Stages và RProp trong bài toán phân loại XOR phi tuyến và thời gian hội tụ của hai thuật toán.

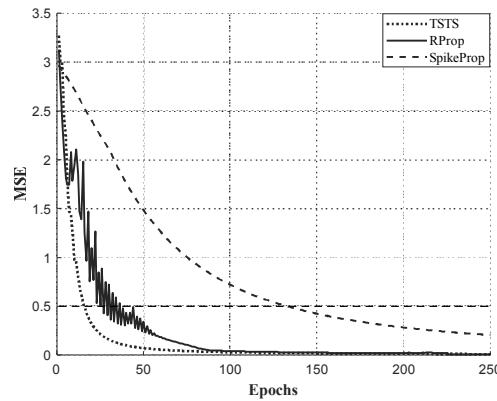
a) Phân loại phi tuyến XOR

Phương pháp RProp sẽ được ứng dụng để điều chỉnh tốc độ học nhằm cải thiện tốc độ hội tụ và độ chính xác cho các thuật toán, cụ thể trong nghiên cứu này là thuật toán SpikeProp. Tốc độ học trong SpikeProp được cập nhật bởi RProp như [18]:

$$\Delta_{ij}(t) = \begin{cases} \eta^P \Delta_{ij}(t-1), \text{if } \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}(t-1) \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}(t) > 0 \\ \eta^N \Delta_{ij}(t-1), \text{if } \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}(t-1) \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}(t) < 0 \\ \Delta_{ij}(t-1), \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$\Delta w_{ij}(t) = \begin{cases} -\Delta_{ij}(t-1), \text{if } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) > 0 \\ +\Delta_{ij}(t-1), \text{if } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) < 0 \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

Trong [18] đã chỉ ra việc chọn giá trị các tham số $\eta^P = 1,3$ và $\eta^N = 0,5$ là tốt nhất và chúng được lựa chọn cho RProp với mục đích so sánh trong nghiên cứu này. Các tham số của phương pháp kết hợp được chọn như trong phần khảo sát ở trên. Kết quả huấn luyện với 150 mẫu nhị phân XOR được lấy trung bình trên 100 lần chạy, thể hiện như trong Hình 4, Bảng 1 và 2 sau đây:



Hình 4. MSE của 2-Stages, RProp và SpikeProp cho phân loại XOR.

Bảng 1. Số epoch để đưa MSE = 0,5 với tập dữ liệu XOR

Thuật toán	Số epoch	MSE
SpikeProp	130	0,5
RProp	28	0,5
2-Stages	19	0,5

Bảng 2. Kết quả phân loại XOR của 3 phương pháp

Thuật toán	Tốc độ học	Số lần thử nghiệm	Tỉ lệ thành công
Spikeprop	0,5	100	86%
RProp	adaptation	100	91%
2-Stages	0,5	100	95%

Hình 4 cho thấy rằng MSE của 2-Stages (đường chấm đen) có mức độ suy giảm là nhanh và mịn nhất, ngược lại MSE của SpikeProp (đường nét đứt) có tốc độ suy giảm chậm nhất. Trong khi đó, RProp (đường nét liền) cho thấy hiệu quả đáng kể trong cải thiện tốc độ hội tụ của SpikeProp, tuy nhiên, hạn chế của RProp là độ ổn định trong quá trình suy giảm MSE qua các lần lặp. Bảng 1 cho thấy rằng 2-Stages chỉ cần 19 epoch để đưa MSE = 0,5, trong khi đó trường hợp tốt nhất của RProp và SpikeProp lần lượt là 28 và 130. Về độ chính xác phân loại, 2-Stages đạt 95% so với 91% của Rprop và 86% của SpikeProp như trong Bảng 2.

b) Thời gian huấn luyện và thời gian hội tụ của các phương pháp

Tiếp theo, việc so sánh và đánh giá hiệu quả của phương pháp kết hợp, RProp và SprikeProp trong huấn luyện SNN với tập dữ liệu của máy bay trong giai đoạn cất cánh được thực hiện. Các tham số của ba phương pháp được thiết lập như trong bài toán phân loại XOR. Kết quả cụ thể như sau: Đầu tiên có thể thấy, RProp (đường nét liền) có tốc độ suy giảm sai số kém ổn định nhất như Hình 5, do hệ quả của việc thay đổi tốc độ học trong quá trình cập nhật trọng số. Tuy nhiên đổi lại tốc độ suy giảm sai số đầu ra của nó nhanh hơn đáng kể so với SpikeProp (đường nét đứt). Kết quả cụ thể được chỉ ra trong Bảng 3, RProp chỉ cần 13 epoch để đưa sai số đầu ra tới 0,1, trong khi SpikeProp cần tới 54 epoch. Dù Rprop đã cải thiện hiệu quả đáng kể, nhưng 2-Stages (đường chấm đen) vẫn nhỉnh hơn một chút.

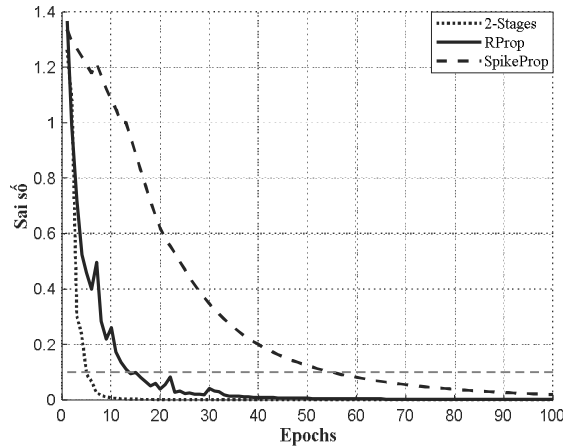
Bảng 3. Số lượng epoch để mạng đạt Error = 0,1

Thuật toán	Số lượng epoch	Error
SpikeProp	54	0,1
RProp	13	0,1
2-Stages	5	0,1

Để xác định các chỉ số thời gian, đối với mỗi phương pháp các tác giả đã thực hiện 100 lần huấn luyện với tập dữ liệu bay trong giai đoạn cất cánh, trong mỗi lần huấn luyện thực hiện thay đổi:

- τ_d (đối với TSTS) thay đổi ngẫu nhiên trong khoảng 10-13 ms;

- $\omega_{ij}^k, \omega_{hi}^k$ (đối với NSEBP) thay đổi ngẫu nhiên trong khoảng 0,1-0,9;
- Tốc độ học η (đối với SpikeProp) thay đổi ngẫu nhiên trong khoảng 0,4-0,6;



Hình 5. Tốc độ suy giảm sai số đầu ra của ba phương pháp.

Trong mỗi lần huấn luyện, số epoch được xác định khi $MSE = 0,1$. Chi phí tính toán trung bình cho 1 epoch được xác định như sau:

$$T_{average/epoch} = \frac{T_{100|MSE=0,1}}{E_{100|MSE=0,1}} \quad (16)$$

trong đó: $T_{100|MSE=0,1}$ là tổng thời gian để đạt đến $MSE = 0,1$ cho 100 lần huấn luyện; $E_{100|MSE=0,1}$ là tổng số epoch được xác định khi $MSE = 0,1$ cho 100 lần huấn luyện; $E_{average|MSE=0,1}$ là số epoch trung bình được xác định là trung bình cộng trong 100 lần huấn luyện để đạt ngưỡng $MSE = 0,1$ đối với mỗi phương pháp; $T_{Compute|MSE=0,1}$ là chi phí tính toán khi $MSE = 0,1$ của các phương pháp được xác định là tích của chi phí tính toán trung bình cho 1 epoch và số epoch trung bình.

Bảng 4. Chỉ số hiệu suất về thời gian hoạt động của 3 phương pháp

Phương pháp	$T_{average/epoch}$ (giây)	$E_{average MSE=0,1}$	$T_{Compute MSE=0,1}$ (giây)
SpikeProp	0,0766	53,4	4,1210
RProp	0,0739	13,8	1,0198
2-Stages	0,0721	5,8	0,4225

Kết quả của từng phương pháp được thể hiện trong Bảng 4. Cụ thể, $T_{average/epoch}$ của phương pháp kết hợp là nhỏ nhất, trong khi $T_{average/epoch}$ của SpikeProp là lớn nhất. Tương tự, chi phí tính toán của 2-Stages là nhỏ nhất và của SpikeProp là lớn nhất, mặc

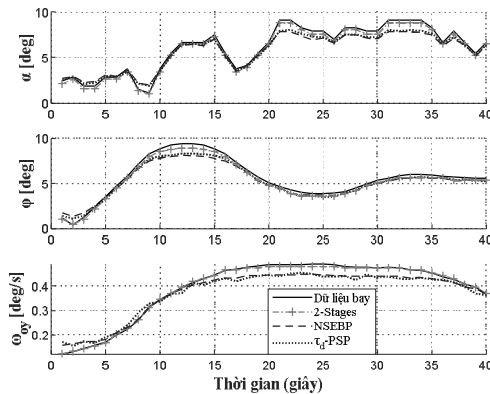
dù RProp rất hiệu quả trong cải thiện chi phí tính toán cho SpikeProp nhưng vẫn kém hơn 2-Stages. Điều này cho thấy thời gian hội tụ của SNN với 2-Stages là ngắn nhất.

Dựa vào các kết quả so sánh hiệu quả của phương pháp huấn luyện đề xuất so với các phương pháp truyền thống, phương pháp đề xuất sẽ được ứng dụng để cải thiện kết quả trong bài toán nhận dạng các tham số khí động của máy bay ở phần tiếp theo.

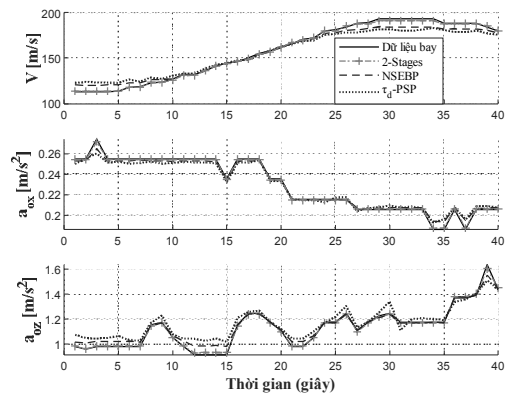
4. Kết quả nhận dạng và thảo luận

4.1. Ước lượng trạng thái các tham số chuyển động của máy bay

Kết quả ước lượng trạng thái của các tham số chuyển động của máy bay sử dụng các phương pháp kết hợp (dấu cộng), $\tau_d - PSP$ (chấm đen), và NSEBP (nét đứt) được thể hiện trong Hình 6 và 7. Phương pháp huấn luyện đề xuất cho thấy độ chính xác và độ tin cậy cao hơn thông qua việc chính xác hoá tham số chuyển động của máy bay trong mô hình (1). Cụ thể, đường dấu cộng bám sát dữ liệu bay thực tế (nét liền) tốt hơn hẳn so với các đường chấm đen và đường nét đứt. Hơn nữa, phương pháp kết hợp cũng thể hiện độ ổn định cao nhất trong các phương pháp. Đáng chú ý, đối với các tham số ω_{oy} và a_{ox} , dấu cộng gần như trùng khớp hoàn toàn với đường nét liền, trong khi các đường còn lại có độ sai lệch và dao động đáng kể, đặc biệt là đường chấm đen tương ứng với phương pháp $\tau_1 - PSP$.



Hình 6. Kết quả ước lượng các trạng thái gồm góc tấn α (trên), góc chúi ngóc φ (giữa) và tốc độ góc chúi ngóc ω_{oy} (dưới) trong (1) bằng 3 phương pháp.



Hình 7. Kết quả ước lượng các trạng thái gồm vận tốc V (trên), gia tốc tuyến tính a_{ox} (giữa) và gia tốc pháp tuyến a_{oz} (dưới) trong (1) bằng 3 phương pháp.

Kết quả so sánh chi tiết giữa 3 phương pháp được trình bày trong Bảng 5. Cả ba phương pháp đều đạt độ chính xác tương đối cao (lớn hơn 90%) trong việc xấp xỉ trạng thái các tham số chuyển động trong mô hình (1). Cụ thể, phương pháp kết hợp có độ

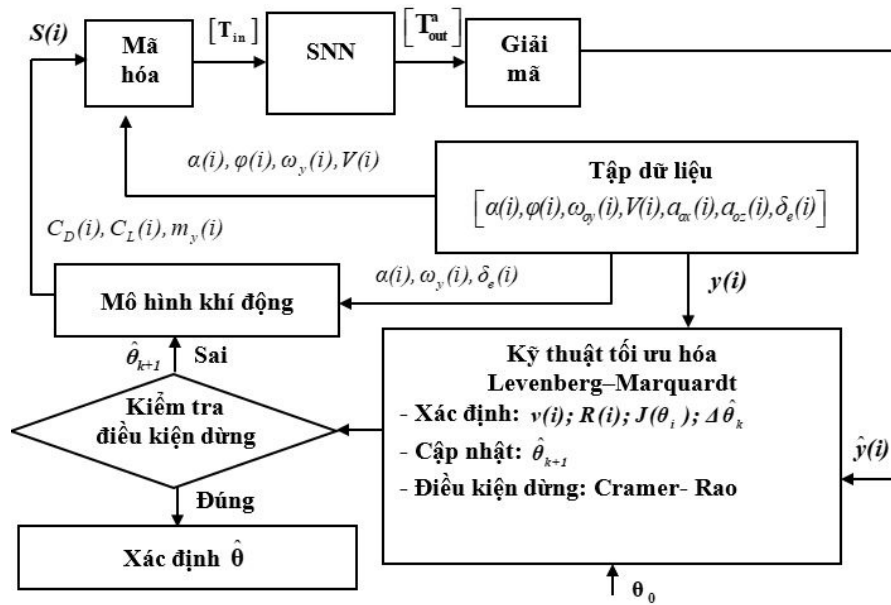
chính xác cao nhất, dao động từ khoảng 95% đến 98%, trong khi $\tau_d - PSP$ có độ chính xác nằm trong khoảng từ 90% đến 95% và NSEBP trong khoảng từ 91% đến 96%.

Bảng 5. Độ chính xác của các kết quả ước lượng các tham số theo 3 phương pháp

Phương pháp	α	φ	ω_{oy}	V	a_{ox}	a_{oz}
$\tau_d - PSP$	90,66%	92,83%	92,62%	95,15%	95,14%	95,48%
NSEBP	93,52%	91,24%	93,73%	96,34%	95,56%	96,08%
2-Stages	96,14%	95,93%	98,09%	98,45%	98,69%	98,75%

4.2. Ước lượng các dẫn xuất khí động theo mô hình đề xuất

Dựa trên các kết quả ước lượng trạng thái của các tham số chuyển động trong kênh độ cao trong Phần 4.1, các dẫn xuất khí động sẽ được xác định thông qua mô hình các hệ số khí động học (2). Một sơ đồ cấu trúc của SNN và kỹ thuật tối ưu hóa Levenberg-Marquardt (LM) được sử dụng cho bài toán ước lượng các dẫn xuất khí động của máy bay trong nghiên cứu này, được minh họa trên Hình 8.



Hình 8. Sơ đồ SNN-LM dùng cho việc nhận dạng các dẫn xuất khí động.

Trong các bài toán tối ưu hóa, một hàm chỉ tiêu chất lượng cần được xác định. Dựa vào lý thuyết tựa thực cực đại, một hàm log-likelihood âm theo mô hình Fisher có dạng như trong [2], [6]:

$$-\ln[L(Y_N; \theta)] = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \mathbf{v}^T(i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}(i) + \frac{N}{2} \ln 2\pi |\mathbf{R}| \quad (17)$$

trong đó: $\mathbf{Y}_N = [\mathbf{y}(1) \mathbf{y}(2) \dots \mathbf{y}(N)]^T$ - tập dữ liệu đo; $i = 1 \div N$ - số lượng điểm dữ liệu đo; $\mathbf{v}(i)$ - phần dư của mô hình, tức là sự khác nhau giữa giá trị đo được và đầu ra do mô hình sinh ra.

Khi ma trận hiệp phương sai $\mathbf{R}$ của các phần dư đã được xác định, thành phần thứ hai ở vế phải của biểu thức (17) trở thành hằng số. Do đó, hàm chi tiêu chất lượng được xác định như sau:

$$J(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \mathbf{v}(i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}^T(i) \quad (18)$$

Quá trình tối thiểu hóa hàm chi tiêu chất lượng (18) bao gồm việc tìm các giá trị của tham số $\boldsymbol{\theta}$. Do sự phụ thuộc phi tuyến của hàm $J(\boldsymbol{\theta})$ vào tham số $\boldsymbol{\theta}$, quá trình tối ưu phải được thực hiện theo phương pháp lặp.

Trong nghiên cứu này, kỹ thuật tối ưu hóa Levenberg-Marquardt được sử dụng để tối thiểu hóa hàm chi tiêu chất lượng trong biểu thức (18). Phương pháp này có thể tận dụng các ưu điểm của phương pháp giảm độ dốc nhất khi λ lớn và phương pháp Gauss-Newton khi λ nhỏ [33]. Kỹ thuật tối ưu hóa Levenberg-Marquardt được thực hiện qua ba bước như sau:

Bước 1: Xác định tập vector tham số ban đầu $\boldsymbol{\theta}_0$;

Bước 2: Cập nhật các tham số trong mỗi vòng lặp [33];

Bước 3: Kiểm tra điều kiện dừng Cramér-Rao [6]:

Bảng 6 cung cấp các dẫn xuất khí động được nhận dạng theo mô hình hệ số khí động (2) từ bộ dữ liệu bay trong giai đoạn cất cánh của máy bay Su-30.

Khi các dẫn xuất khí động trong Bảng 6 được thay vào mô hình hệ số khí động (2), các hệ số khí động được xác định và trình bày trong các Hình 9-11, tương ứng với các phương pháp huấn luyện kết hợp (dấu cộng), NSEBP (nét đứt), $\tau_d - PSP$ (chấm đen), và được so sánh với các giá trị hệ số khí động tính từ dữ liệu bay thực tế (nét liền).

Cụ thể, các hệ số khí động thu được từ phương pháp huấn luyện kết hợp (dấu cộng) là chính xác và ổn định nhất trong các phương pháp. Đặc biệt đối với hệ số lực nâng và mô men nâng, các phương pháp NSEBP (nét đứt), $\tau_d - PSP$ (chấm đen) có giá trị sai lệch lớn hơn các hệ số được xác định theo phương pháp huấn luyện kết hợp khi so sánh với các hệ số được xác định từ dữ liệu bay thực tế.

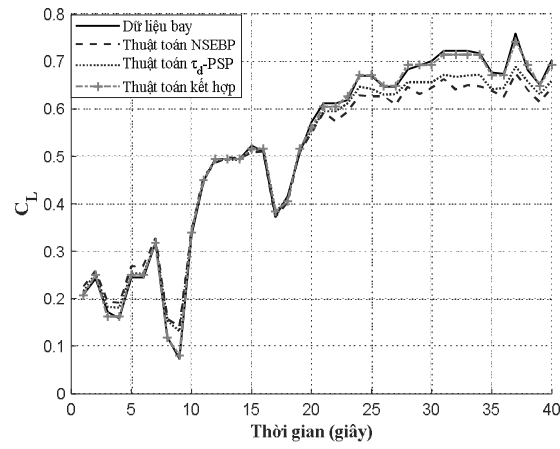
Bảng 6. Các dẫn xuất khí động được nhận dạng theo 3 phương pháp

θ	$\hat{\theta}$ (NSEBP)	$\hat{\theta}(\tau_d - PSP)$	$\hat{\theta}(2 - \text{Stages})$
$C_L^{\Delta V}$	0,2139	0,2106	0,2055
$C_L^{\Delta \alpha}$	0,4203	0,4132	0,4170
$C_L^{\Delta \alpha^2}$	0,3019	0,2954	0,3109
$C_L^{\theta_{oy}}$	0,4708	0,4703	0,4622
$C_L^{\delta_e}$	0,0801	0,0829	0,0771
$C_D^{\Delta V}$	0,1570	0,1625	0,1510
$C_D^{\Delta \alpha}$	0,1903	0,1880	0,1969
$C_D^{\Delta \alpha^2}$	0,1397	0,1262	0,1153
$C_D^{\theta_{oy}}$	0,1185	0,1203	0,1107
$C_D^{\delta_e}$	0,0451	0,0487	0,0410
$m_y^{\Delta V}$	0,3195	0,3115	0,3209
$m_y^{\Delta \alpha}$	0,0143	0,0125	0,0151
$m_y^{\Delta \alpha^2}$	-2,1409	-2,1501	-2,1381
$m_y^{\theta_{oy}}$	-5,3449	-5,3596	-5,3349
$m_y^{\delta_e}$	2,0793	2,0897	2,1091

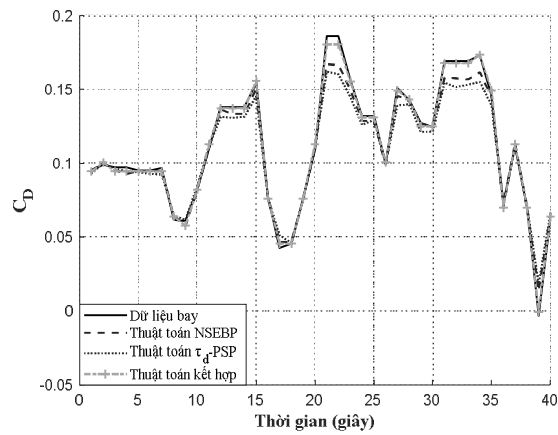
Độ chính xác trong việc xác định các hệ số khí động học được trình bày trong Bảng 7. Các kết quả không có sự thay đổi đáng kể, khi phương pháp huấn luyện kết hợp mang lại kết quả tốt nhất. Cụ thể, độ chính xác của phương pháp đề xuất dao động từ 96% đến 98%, NSEBP từ 86% đến 96%, và $\tau_d - PSP$ từ 88% đến 93%. Đặc biệt, độ chính xác của hệ số mô men nâng được xác định bằng phương pháp 2-Stage cao hơn hai phương pháp còn lại đáng kể, từ 8% đến 10%. Điều này sẽ mang lại những lợi ích lớn hơn trong quá trình vận hành máy bay. Cụ thể, một chiếc máy bay được thiết kế với các tham số chính xác sẽ cải thiện chất lượng điều khiển và hiệu quả nhiên liệu.

Bảng 7. Độ chính xác của các hệ số khí động học với 3 phương pháp

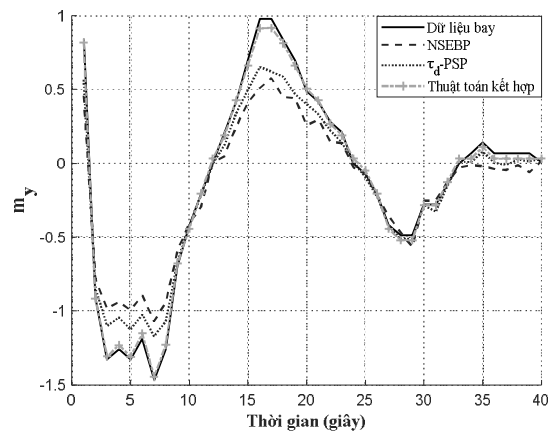
Phương pháp	C_L	C_D	m_y
$\tau_d - PSP$	93,44%	95,64%	88,42%
NSEBP	90,35%	96,41%	86,66%
2-Stage	98,87%	97,66%	96,04%



Hình 9. Hệ số lực nâng trong giai đoạn cất cánh.



Hình 10. Hệ số lực cản trong giai đoạn cất cánh.



Hình 11. Hệ số mô men nâng trong giai đoạn cất cánh.

4.3. Xác định khoảng tin cậy của các dẫn xuất khí động

Khi số lượng dữ liệu thu thập được là hữu hạn, việc sử dụng kỹ thuật bootstrapping để xác định khoảng tin cậy của các dẫn xuất khí động học trở nên cần thiết nhằm đảm bảo độ tin cậy và tính khách quan trong quá trình ước lượng [27], [28]. Kỹ thuật lấy mẫu lại dựa trên phần dư là kỹ thuật được sử dụng trong bài báo này [28]. Do các dữ liệu tham số nhận được từ chuyến bay $(\alpha(i), \varphi(i), \omega_{oy}(i), V(i), C_L(i), C_D(i), m_y(i))$ dựa trên các thiết bị đo theo phương pháp gián tiếp, do đó, không thể xác định được phân bố xác suất sai số nhận dạng. Trong nghiên cứu này sử dụng kỹ thuật bootstrapping với việc lấy mẫu lại dựa trên phần dư với các giả định:

- Mẫu sai số tạo ra phải có “trọng tâm”;
- Mẫu sai số tạo ra có phân bố đều trong toàn bộ khoảng thời gian.

Khi C_L, C_D và m_y trong các biểu thức (1) và (2) được xác định từ tập dữ liệu bay, việc lấy mẫu lại được thực hiện theo các bước sau:

Bước 1: Tính các giá trị trung bình của $\bar{C}_L, \bar{C}_D, \bar{m}_y$;

Bước 2: Tính các vector sai số $e_{C_L} = C_L - \bar{C}_L$; $e_{C_D} = C_D - \bar{C}_D$; $e_{m_y} = m_y - \bar{m}_y$;

Bước 3: Tại mỗi giá trị của các vector sai số này, thực hiện hình thành các giá trị sai số mới tuân theo phân bố chuẩn với kỳ vọng bằng giá trị này và sai lệch chuẩn theo quy tắc 3σ .

Bước 4: Khởi tạo bộ dữ liệu sai số mới dựa trên việc chọn ngẫu nhiên các giá trị sai số nằm trong từng phân bố chuẩn này. Thực hiện bootstrapping với số lần lấy mẫu lại n lần tùy ý.

Khoảng tin cậy 95% của các dẫn xuất khí động trong Bảng 8 được xác định bằng kỹ thuật bootstrapping để tạo ra các tập dữ liệu bootstrap phục vụ cho đánh giá thống kê. Kết quả được trình bày trong Bảng 8. Có thể thấy các khoảng tin cậy 95% cho tất cả các dẫn xuất khí động được xác định bằng phương pháp kết hợp (2-Stages) hẹp hơn so với các phương pháp còn lại. Qua đó khẳng định độ tin cậy của các tham số được nhận dạng bằng phương pháp đề xuất cao hơn so với các phương pháp còn lại.

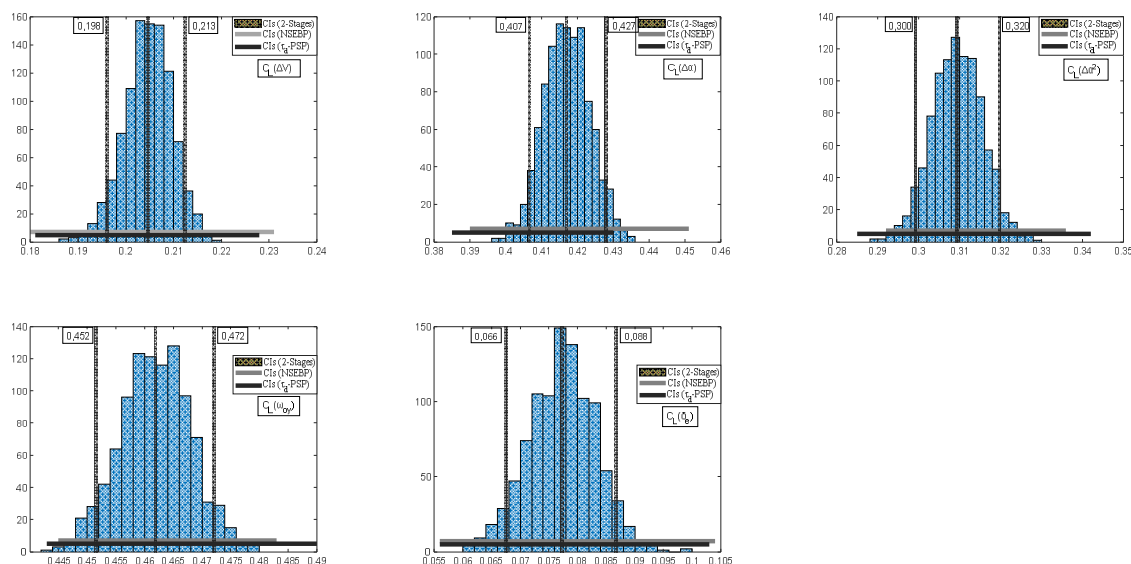
Bảng 8. Khoảng tin cậy của các tham số được nhận dạng bằng 3 phương pháp

θ	$\hat{\theta}$ (NSEBP)	$\hat{\theta}(\tau_d - PSP)$	$\hat{\theta}(2\text{-Stages})$
$C_L^{\Delta V}$	[0,180 : 0,231]	[0,181 : 0,228]	[0,198 : 0,213]
$C_L^{\Delta \alpha}$	[0,390 : 0,451]	[0,385 : 0,43]	[0,407 : 0,427]
$C_L^{\Delta \alpha^2}$	[0,292 : 0,336]	[0,285 : 0,342]	[0,300 : 0,320]
$C_L^{\omega_{oy}}$	[0,445 : 0,483]	[0,443 : 0,490]	[0,452 : 0,472]
$C_L^{\delta_e}$	[0,056 : 0,104]	[0,056 : 0,103]	[0,066 : 0,088]
$C_D^{\Delta V}$	[0,133 : 0,188]	[0,127 : 0,191]	[0,143 : 0,158]
$C_D^{\Delta \alpha}$	[0,172 : 0,232]	[0,168 : 0,234]	[0,188 : 0,203]
$C_D^{\Delta \alpha^2}$	[0,079 : 0,141]	[0,085 : 0,136]	[0,105 : 0,124]
$C_D^{\omega_{oy}}$	[0,092 : 0,144]	[0,088 : 0,147]	[0,101 : 0,120]
$C_D^{\delta_e}$	[0,025 : 0,063]	[0,028 : 0,070]	[0,034 : 0,047]
$m_y^{\Delta V}$	[0,291 : 0,341]	[0,286 : 0,344]	[0,311 : 0,330]
$m_y^{\Delta \alpha}$	[0,003 : 0,047]	[0,001 : 0,052]	[0,005 : 0,026]
$m_y^{\Delta \alpha^2}$	[-2,175 : -2,116]	[-2,183 : -2,116]	[-2,147 : -2,127]
$m_y^{\omega_{oy}}$	[-5,368 : -5,314]	[-5,372 : -5,314]	[-5,342 : -5,326]
$m_y^{\delta_e}$	[2,092 : 2,124]	[2,088 : 2,127]	[2,100 : 2,116]

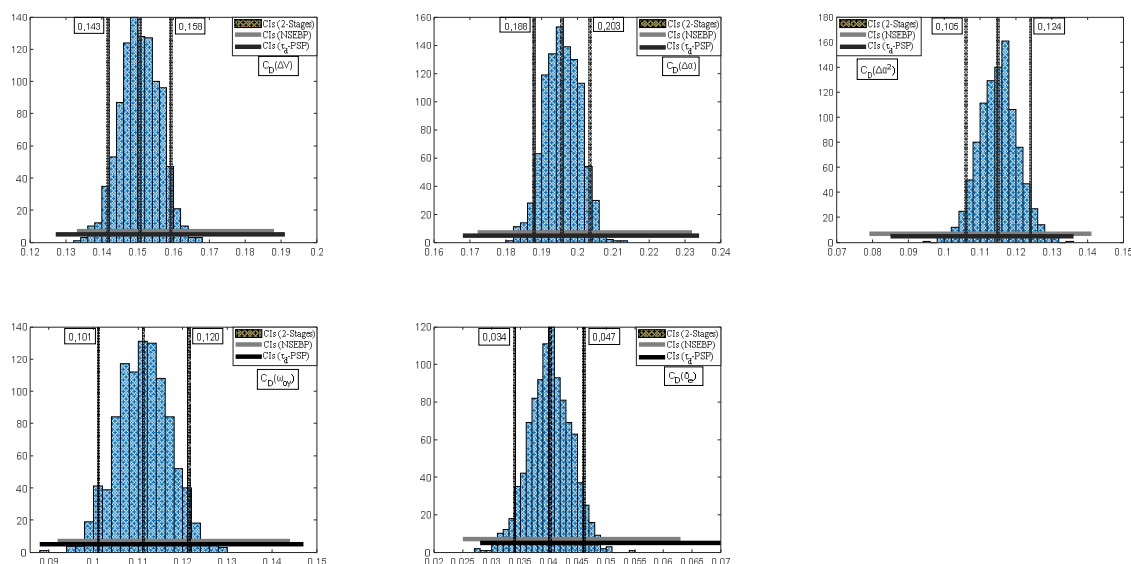
Hình 12-14 minh họa biểu đồ phân bố bootstrap của các dẫn xuất khí động tương ứng với hệ số lực nâng, hệ số lực cản và hệ số mô men lực nâng, được xác định bằng kỹ thuật bootstrapping.

Các giá trị trên hai đường đen thẳng đứng là giới hạn trên và dưới của khoảng tin cậy 95% theo kỹ thuật bootstrapping. Khoảng giữa hai đường đen thẳng đứng biểu thị mức độ không chắc chắn của các dẫn xuất khí động. Trong các biểu đồ, khoảng giới hạn bởi hai đường đen thẳng đứng (2-Stage) hẹp hơn so với khoảng được xác định bởi độ lớn của các thanh chiều ngang của các phương pháp còn lại: thanh ngang màu xám (NSEBP) và thanh ngang màu đen ($\tau_1 - PSP$), điều này xác nhận rằng SNN được huấn

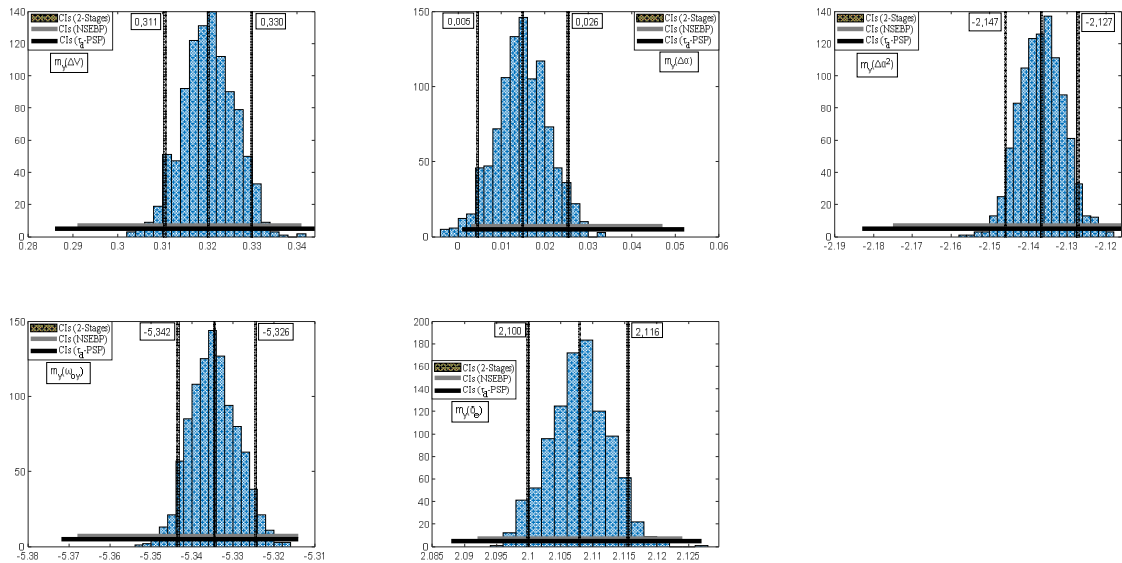
luyện bởi phương pháp kết hợp cung cấp các ước lượng dẫn xuất khí động với mức độ không chắc chắn thấp hơn, từ đó làm cho các ước lượng này đáng tin cậy hơn so với các phương pháp huấn luyện NSEBP và $\tau_1 - PSP$.



Hình 12. Biểu đồ phân bố bootstrap của các dẫn xuất khí động của hệ số lực nâng.



Hình 13. Biểu đồ phân bố bootstrap của các dẫn xuất khí động của hệ số lực cản.



Hình 14. Biểu đồ phân bố bootstrap của các dẫn xuất khí động của hệ số mô men nâng.

5. Kết luận

Trong nghiên cứu này, một phương pháp huấn luyện kết hợp cho mạng nơron đột biến được đề xuất. Phương pháp này được ứng dụng để cải thiện độ chính xác và độ tin cậy trong việc ước lượng trạng thái của các tham số chuyển động và các hệ số khí động thông qua các dẫn xuất khí động của máy bay. Kết quả mô phỏng cho thấy:

1) Độ chính xác của phương pháp đề xuất trong ước lượng trạng thái của góc tấn công và tốc độ góc chúc ngóc được cải thiện nhiều nhất là 5,5% so với $\tau_d - PSP$, với các tham số còn lại được cải thiện từ 2% đến 3%. Tương tự, so với NSEBP thì phương pháp kết hợp nâng cao độ chính xác trong ước lượng trạng thái của góc chúc ngóc và tốc độ góc chúc ngóc cao nhất 4,5%, các tham số khác độ chính xác được cải thiện từ 2% đến 3%;

2) Phương pháp đề xuất đã nâng cao độ chính xác của hệ số lực nâng so với $\tau_d - PSP$ và NSEBP lên tương ứng 5,5% và 8,5%. Tương tự, với hệ số lực cản là 2% và 1,2%, hệ số mô men nâng là 8,4% và 10%;

3) Độ tin cậy của các dẫn xuất khí động được cải thiện đáng kể, khi vùng không chắc chắn của các dẫn xuất khí động trong biểu đồ phân bố bootstrap của phương pháp đề xuất là nhỏ hơn khoảng một nửa so với các phương pháp ban đầu.

Các ưu điểm của phương pháp đề xuất đã được xác thực thông qua các tập dữ liệu thu thập từ các bài bay thử nghiệm thực tế. Tuy nhiên, điều này cũng đặt ra một thách thức khi áp dụng kết quả của nghiên cứu này cho các mẫu máy bay hoặc kịch bản bay khác nhau.

Trong các nghiên cứu tiếp theo, cần thực hiện nhận dạng trên các tập dữ liệu thu được từ các tình huống bay khác nhau, trong các điều kiện bay khác nhau ví dụ như trong giai đoạn cơ động, giai đoạn hạ cánh, chế độ bay bằng hoặc ứng dụng phương pháp đề xuất với dữ liệu mô phỏng trong điều kiện gió ngang ± 10 m/s. Tương tự, có thể mở rộng phạm vi ứng dụng sang kênh ngang và kênh tâm... Ngoài ra, các tác giả cũng sẽ tập trung nghiên cứu và xác định một giá trị thời gian phân rã phù hợp có thể áp dụng cho nhiều bài toán khác nhau.

Tài liệu tham khảo

- [1] V. S. Louis, *Introduction to Aircraft Flight Dynamics*, 1st ed., AIAA Education Series, eISBN: 978-1-60086-205-2, 1998. DOI: 10.2514/4.862052
- [2] R. V. Jategaonkar, *Flight Vehicle System Identification: A Time Domain Methodology*, 2nd ed., AIAA, 2015. DOI: 10.2514/4.102790
- [3] V. Ranjan, *Flight Dynamics, Simulation, and Control of Aircraft: For Rigid and Flexible Aircraft*, 2nd ed., Taylor & Francis, 2023. DOI: 10.1201/9781003266310
- [4] H. O. Verma and N. K. Peyada, “Estimation of aerodynamic parameters near stall using maximum likelihood and extreme learning machine-based methods”, *The Aeronautical Journal*, Vol. 125, No. 1285, pp. 489-509, 2021. DOI: 10.1017/aer.2020.95
- [5] L. Piotr and L. Maciej, “Maximum likelihood estimation for identification of aircraft aerodynamic derivatives”, *Archive of Mechanical Engineering*, Vol. 60, No. 2, pp. 219-230, 2013. DOI: 10.2478/meceng-2013-0014
- [6] V. Klein and E. A. Morelli, *Aircraft system identification: Theory and practice*, 1st ed., AIAA, 2006. DOI: 10.2514/4.861505
- [7] C. Luiz *et al.*, “Aircraft parameter estimation using output-error methods”, *Inverse Problems in Science and Engineering*, Vol. 14, No. 6, pp. 651-664, 2006. DOI: 10.1080/17415970600573544
- [8] Q. Wang, F. Zheng, W. Qian, and D. Ding, “A practical filter error method for aerodynamic parameter estimation of aircraft in turbulence”, *Chinese Journal of Aeronautics*, Vol. 36, No. 2, pp. 17-28, 2023. DOI: 10.1016/j.cja.2022.05.008
- [9] S. Saderla, D. Rajaram, and A. K. Ghosh, “Parameter estimation of unmanned flight vehicle using wind tunnel testing and real flight data”, *Journal of Aerospace Engineering*, Vol. 30, No. 1, pp. 1-10, 2016. DOI: 10.1061/(ASCE)AS.1943-5525.0000679
- [10] C. Ubaldo *et al.*, “Wind tunnel model design and aeroelastic measurements of the RIBES wing”, *Journal of Aerospace Engineering*, Vol. 34, No. 1, pp. 1-10, 2020. DOI: 10.1061/(ASCE)AS.1943-5525.0001199

- [11] H. Zhe, K. Yinan, Y. Weigang, and C. Gang, "Aircraft parameter estimation using a stacked long short-term memory network and Levenberg-Marquardt method", *Chinese Journal of Aeronautics*, Vol. 37, No. 2, pp. 123-136, 2024. DOI: 10.1016/j.cja.2023.09.002
- [12] J. Sanwale and D. J. Singh, "Aerodynamic parameters estimation using radial basis function neural partial differentiation method", *Defence Science Journal*, Vol. 68, No. 3, pp. 241-250, 2018. DOI: 10.14429/dsj.68.11843
- [13] S. M. George, S. Selvi, and J. L. Raol, "Aircraft parameter estimation using feedforward neural networks with lyapunov stability analysis", *Defence Science Journal*, Vol. 72, No. 5, pp. 655-664, 2022. DOI: 10.14429/dsj.72.17547
- [14] K. Yamazaki, H. V. K. Vo, D. Bulsara, and N. Le, "Spiking neural networks and their applications: A review", *Brain Sciences*, Vol. 12, No. 7, pp. 1-30, 2022. DOI: 10.3390/brainsci12070863
- [15] S. M. Bohte, J. N. Kok, and H. L. Poutré, "Error-backpropagation in temporally encoded networks of spiking neurons", *Neurocomputing*, Vol. 48, Iss. 1-4, pp. 17-37, 2002. DOI: 10.1016/S0925-2312(01)00658-0
- [16] H. Fang, J. Luo, and F. Wang, "Fast learning in spiking neural networks by learning rate adaptation", *Chinese Journal of Chemical Engineering*, Vol. 20, Iss. 6, pp. 1219-1224, 2012. DOI: 10.1016/S1004-9541(12)60611-9
- [17] O. Booij and T. H. Nguyen, "A gradient descent rule for spiking neurons emitting multiple spikes", *Information Processing Letters*, Vol. 95, Iss. 6, pp. 552-558, 2005. DOI: 10.1016/j.ipl.2005.05.023
- [18] S. McKennoch, D. Liu, and L. G. Bushnell, "Fast modifications of the spikeprop algorithm", *The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings*, Vancouver, BC, Canada, 2006, pp. 3970-3977. DOI: 10.1109/IJCNN.2006.246918
- [19] Y. Luo *et al.*, "An extended algorithm using adaptation of momentum and learning rate for spiking neurons emitting multiple spikes", *Advances in Computational Intelligence*, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 10305, pp. 569-579, 2017. DOI: 10.1007/978-3-319-59153-7_49
- [20] F. Ponulak and A. Kasinski, "Supervised learning in spiking neural networks with ReSuMe: sequence learning, classification, and spike shifting", *Neural Computation*, Vol. 22, No. 2, pp. 467-510, 2010. DOI: 10.1162/neco.2009.11-08-901
- [21] R. V. Florian, "The chronotron: A neuron that learns to fire temporally precise spike patterns", *PLoS ONE*, Vol. 7, No. 8, pp. 1-27, 2012. DOI: 10.1371/journal.pone.0040233
- [22] A. Mohemmed, S. Schliebs, S. Matsuda, and N. Kasabov, "SPAN: Spike pattern association neuron for learning spatio-temporal spike patterns", *International Journal of Neural Systems*, Vol. 22, No. 4, pp. 1-17, 2012. DOI: 10.1142/S0129065712500128

- [23] X. Xiurui, Q. Hong, L. Guisong, Z. Malu, and K. Jurgen, "An efficient supervised training algorithm for multilayer spiking neural networks", *PLoS ONE*, Vol. 11, No. 4, pp. 1-29, 2016. DOI: 10.1371/journal.pone.0150329
- [24] W. Gerstner and W. M. Kistler, *Spiking neural models: single neurons, populations, plasticity*, 1st ed., Cambridge University Press, 2002. DOI: 10.1017/CBO9780511815706
- [25] M. E. Izhikevich, "Solving the distal reward problem through linkage of STDP and dopamine signaling", *Cerebral Cortex*, Vol. 17, Iss. 10, pp. 2443-2452, 2007. DOI: 10.1093/cercor/bhl152
- [26] V. T. Nguyen, D. K. Truong, and T. D. Pham, "A new supervised learning algorithm with the adaptive decay time for the spike neural network", *The 12th International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*, Vietnam, 2024, pp. 680-685, ISBN: 979-8-3503-2877-6. DOI: 10.1109/ICCAIS59597.2023.10382402
- [27] D. Gokhan, *Confidence Interval Estimation in System Dynamics Models: Bootstrapping vs. Likelihood Ratio Method*, Massachusetts, USA, pp. 1-38, 2004. Available: https://proceedings.systemdynamics.org/2004/SDS_2004/PAPERS/291DOGAN.pdf
- [28] C. M. Douglas, A. P. Elizabeth, and V. Geoffrey, *Introduction to Linear Regression Analysis*, 6th ed., 2021, John Wiley & Sons, Inc.
- [29] L. Lennart, *System Identification Toolbox: User's Guide*, 2013, The MathWorks, Inc. Available: <https://www.mathworks.com/help/ident/>
- [30] V. T. Nguyen, D. K. Truong, T. D. Pham, and H. T. Dinh, "A spike trains encoding and decoding solution for the spiking neural networks", *Journal of Military Science and Technology*, Vol. 91, pp. 28-34, 2023. DOI: 10.54939/1859-1043.j.mst.91.2023.28-34
- [31] D. K. Truong, V. T. Nguyen, T. D. Pham, T. T. T. Nguyen, and D. T. Nguyen, "Solutions to improve the performance of the algorithm with the adaptive decay time for the spiking neural nets", in *Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems and Networks (ICISN 2024)*, Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 1077, 2024, Springer. DOI: 10.1007/978-981-97-5504-2_12
- [32] D. K. Truong, V. T. Nguyen, T. D. Pham, and V. H. Nguyen, "Survey on error back propagation algorithm with the adaptive decay time for spike neural network in identifying the lift coefficient of an aircraft", *JMST*, No. CAPITI, pp. 69-74, 2024. DOI: 10.54939/1859-1043.j.mst.CAPITI.2024.69-74
- [33] M. W. Bogdan and Y. Hao, "Improved computation for Levenberg-Marquardt training", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 21, Iss. 6, pp. 930-937, 2010. DOI: 10.1109/TNN.2010.2045657

PROPOSE A HYBRID TRAINING METHOD FOR SPIKING NEURAL NETWORKS TO IMPROVE THE ACCURACY IN IDENTIFYING THE AERODYNAMIC COEFFICIENTS OF AN AIRCRAFT

Abstract: *This paper proposes a hybrid training method for spiking neural networks to identify the aerodynamic coefficients of an aircraft in the attitude channel using a nonlinear model. The proposed training method combines the backpropagation algorithm with adaptive decay time and the normalized spiking error backpropagation algorithm. This combination leverages the strengths of both algorithms in updating decay times and synaptic weights. As a result, it reduces training time and enhances stability during error reduction, thereby improving the accuracy and reliability of the identified aerodynamic parameters. Simulation results show that the aerodynamic coefficients in the aircraft's pitch channel identified using the proposed method are more accurate than those obtained with traditional methods, and the network achieves faster convergence compared to using each training method individually. Additionally, the bootstrapping technique is used to determine the confidence interval for the aerodynamic parameters. The confidence interval indicates that the proposed method yields more reliable results compared to the algorithm before the combination.*

Keywords: Spiking neural network; spiking error backpropagation; the decay time; system identification.

Nhận bài: 12/06/2025; Hoàn thiện: 20/09/2025; Chấp nhận đăng: 15/10/2025

