

DOI:10.22144/ctujos.2026.144

NGHIÊN CỨU ĐÁNH GIÁ ẢNH HƯỞNG CÁC THAM SỐ CỦA BIẾN ĐỔI FOURIER THỜI GIAN NGẮN ĐẾN ĐỘ CHÍNH XÁC NHẬN DẠNG CÁC TÍN HIỆU RA ĐÀ SỬ DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Đỗ Mạnh Hùng*

Viện Vũ khí, Tổng cục Công nghiệp Quốc phòng, Việt Nam

*Tác giả liên hệ (Corresponding author): manhhungdo15485@gmail.com

Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 24/11/2025

Sửa bài (Revised): 19/12/2025

Duyệt đăng (Accepted): 30/06/2026

Title: Evaluation of the impact of short-time Fourier transform parameters on the accuracy of radar signal recognition using artificial intelligence

Author(s): Do Manh Hung*

Affiliation(s): Weapon Institute, Vietnam Defence Industry, Viet Nam

TÓM TẮT

Nghiên cứu này được thực hiện nhằm tập trung đánh giá ảnh hưởng của các tham số đặc trưng của biến đổi Fourier thời gian ngắn (STFT) đến độ chính xác nhận dạng tín hiệu ra đa sử dụng mạng học sâu. Các tham số được xem xét bao gồm số điểm FFT, loại và độ dài hàm cửa sổ. Các kết quả phân tích thời gian – tần số của tín hiệu ra đa thu được từ các cấu hình STFT khác nhau được sử dụng làm đầu vào cho mạng nơ-ron tích chập học sâu dựa trên kiến trúc AlexNet. Kết quả thực nghiệm cho thấy việc tăng kích thước FFT giúp cải thiện độ chính xác nhận dạng ở các mức SNR thấp nhưng đồng thời làm tăng thời gian tính toán. Ngược lại, cửa sổ ngắn giúp tăng tốc độ xử lý nhưng làm giảm hiệu quả phân loại. Loại hàm cửa sổ cũng ảnh hưởng đáng kể đến độ phân giải phổ và tính ổn định đặc trưng của tín hiệu ra đa. Kết quả nghiên cứu này góp phần làm rõ mối quan hệ tương quan giữa độ phân giải thời gian – tần số và chi phí tính toán; đồng thời, khuyến nghị cho việc lựa chọn cấu hình STFT tối ưu trong các hệ thống nhận dạng tín hiệu ra đa theo thời gian thực cũng đã được đưa ra.

Từ khóa: Độ chính xác nhận dạng, mạng học sâu, tín hiệu ra đa

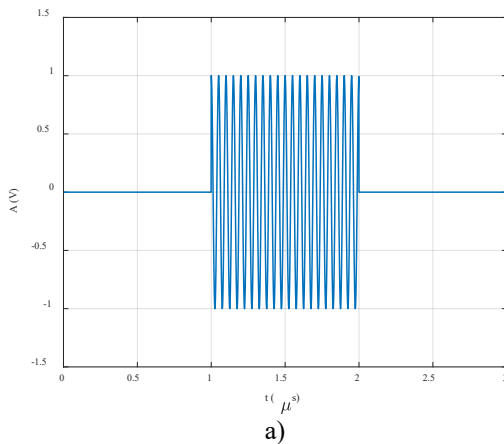
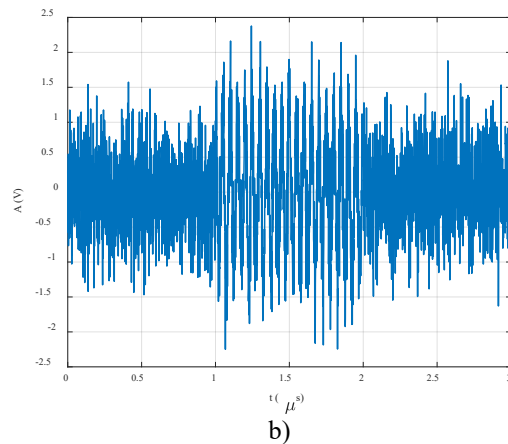
ABSTRACT

This study focuses on evaluating the influence of key parameters of the Short-Time Fourier Transform (STFT) on the radar signal recognition accuracy using deep learning. The parameters considered include the number of FFT points, the type and the length of the window function. The time–frequency representations of radar signals obtained from different STFT configurations were used as inputs to an AlexNet architecture. Experimental results show that increasing the FFT size improves classification accuracy at low SNR levels but also increases computation time. Conversely, shorter windows enhance processing speed but reduce classification performance. The choice of window function also significantly affects the spectral resolution and stability of radar signal features. This study helps clarify the correlation between time–frequency resolution and computational cost and provides recommendations for selecting optimal STFT configurations in real-time radar signal recognition systems.

Keywords: Deep learning, recognition accuracy, radar signals

1. GIỚI THIỆU

Nhận dạng tín hiệu ra đa đóng vai trò then chốt trong các hệ thống giám sát tần số và đặc biệt trong các hệ thống tác chiến điện tử hiện đại (Reddy & Sinha, 2025). Khả năng phát hiện và phân loại chính xác các tín hiệu ra đa trong các điều kiện phức tạp như nhiễu nền cao hay tín hiệu công suất thấp là một trong những yêu cầu tất yếu trong cả lĩnh vực quân sự cũng như dân sự (Satapathy et al., 2024). Cùng với sự phát triển mạnh mẽ của kỹ nguyên số, các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo gần đây đã mở ra hướng tiếp cận mới giúp nâng cao hiệu quả và khả năng thích ứng của các hệ thống tác chiến điện tử (Kuschel & O'Hagan, 2010).



Hình 1. Tín hiệu xung ra đa

Ghi chú: a) tín hiệu echo, b) tín hiệu phản xạ về.

Trong những năm gần đây, mạng học sâu đã chứng minh khả năng ưu việt trong các bài toán nhận dạng và được áp dụng hiệu quả trên ảnh thời gian – tần số của tín hiệu. Nhiều cấu trúc mạng khác nhau đã được đề xuất như: mạng nơ-ron tích chập (CNN) (Yu et al., 2021), mạng SqueezeNet (Benyahia et al., 2022), GoogleNet (Conn & Josyala, 2019), VGG16 (Xu et al., 2023), AlexNet (Zhang et al., 2021). Đặc điểm chung của các mô hình mạng nhân tạo nói trên đều sử dụng ảnh thời gian – tần số là đầu vào, do đó chất lượng nhận dạng phụ thuộc mạnh vào ảnh đầu vào hay nói cách khác là phụ thuộc vào các tham số của các kỹ thuật xử lý thời gian – tần số. Tuy nhiên, ở phần lớn các nghiên cứu đi trước, việc lựa chọn cấu hình được thực hiện theo kinh nghiệm cá nhân và chưa có nghiên cứu nào đánh giá một cách hệ thống mức độ ảnh hưởng của từng tham số đến độ chính xác nhận dạng tín hiệu. Vì vậy, việc thực hiện nghiên cứu này đã tập trung đánh giá ảnh hưởng của các tham số STFT đến độ chính xác nhận dạng tín

Các phương pháp truyền thống được sử dụng để phân tích và nhận dạng tín hiệu ra đa bao gồm có STFT (Elfaki, 2021), phân bố Wigner Ville (Ahmad et al., 2019), biến đổi Wavelet (Li, 2010) và phân bố Choi Williams (Shi et al., 2023). Đặc điểm chung của các phương pháp nêu trên là biểu diễn tín hiệu đồng thời trên cả hai miền thời gian – tần số. Tuy nhiên, hiệu quả của các phương pháp trên phụ thuộc mạnh vào các cấu hình đặc trưng của nó như: số điểm FFT, loại và kích thước hàm cửa sổ. Việc lựa chọn các bộ tham số này ảnh hưởng trực tiếp đến độ phân giải thời gian – tần số, thời gian xử lý và đặc biệt là độ chính xác nhận dạng tín hiệu.

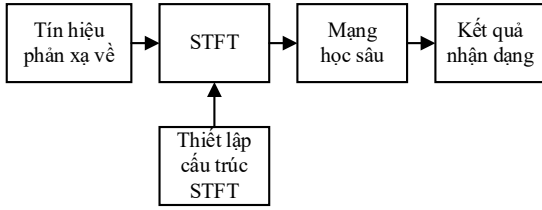
hiệu sử dụng mạng học sâu AlexNet. Tác giả tập trung vào các tham số chính như: số điểm FFT, hàm cửa sổ và độ dài hàm cửa sổ. Bộ dữ liệu đánh giá gồm các tín hiệu ra đa như: xung ra đa, tín hiệu điều tần tuyến tính (LFM), mã Barker, mã Costas và mã Frank được tạo ra trong MATLAB với tỉ số tín/tạp (SNR) từ -10 đến 10 dB nhằm đánh giá mối quan hệ tương quan giữa độ chính xác nhận dạng và thời gian xử lý.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Sơ đồ tổng quan của quá trình thu, xử lý và nhận dạng các tín hiệu ra đa được trình bày trên Hình 2. Quá trình này gồm các bước chính sau:

- Thu các tín hiệu phản xạ về qua ăng ten.
- Tiền xử lý tín hiệu bằng kỹ thuật STFT.
- Xây dựng cấu trúc mạng học sâu (AlexNet) và huấn luyện mạng.

– Nhận dạng và đánh giá ảnh hưởng của các tham số STFT.



Hình 2. Sơ đồ tổng quan nhận dạng tín hiệu ra đa sử dụng mạng nhân tạo

2.1. Các dạng tín hiệu ra đa thông dụng

Trong bài báo này, các dạng tín hiệu ra đa thường xuyên được sử dụng đã được tập trung nghiên cứu, bao gồm: xung, điều tần tuyến tính (LFM), mã Baker, Costas và Frank. Ưu điểm của các dạng tín hiệu nói trên là khả năng chống nhiễu tốt và đảm bảo tốt các yêu cầu kỹ chiến thuật của đài ra đa như: cự ly trình sát và khả năng phân biệt mục tiêu (Nadav & Eli, 2004).

2.1.1. Xung ra đa

Xung ra đa là dạng tín hiệu cơ bản nhất và có tần số, biên độ và pha không thay đổi theo thời gian. Xung ra đa được biểu diễn bằng công thức (1). Trong đó A là biên độ tín hiệu, f_c là tần số sóng mang, T_{op} là chu kỳ lặp, t_i là độ rộng xung, T_M là khoảng thời gian tồn tại giữa hai xung liên tiếp và φ là pha của tín hiệu.

$$s(t) = \begin{cases} A \times \exp(j2\pi(f_c t + \varphi)) & t \in [i \times T_{op}, i \times T_{op} + t_i] \\ 0 & t \in [i \times T_{op} + t_i, i \times T_{op} + t_i + T_M] \end{cases} \quad (1)$$

2.1.2. Tín hiệu điều tần tuyến tính

Các dạng tín hiệu này thường được sử dụng cho các ra đa thể hệ mới và ra đa có độ phân giải cao SAR. Cấu trúc của các tín hiệu dạng này là biên, pha không đổi và tần số thay đổi tuyến tính theo thời gian. Tần số có thể thay đổi tuyến tính tăng hoặc giảm theo thời gian. Công thức tổng quát của các tín hiệu LFM được biểu diễn theo công thức (2).

$$s(t) = \begin{cases} A \times \exp\left(j2\pi f_c t + \frac{kt^2}{2}\right) & t \in [i \times T_{op}, i \times T_{op} + t_i] \\ 0 & t \in [i \times T_{op} + t_i, i \times T_{op} + t_i + T_M] \end{cases} \quad (2)$$

Trong đó, k là hệ số di tần và được tính theo (3).

$$k = \frac{BW}{t_i} = \frac{f_{\max} - f_{\min}}{t_i} \quad (3)$$

2.1.3. Tín hiệu mã Costas

Đặc điểm chung của dạng tín hiệu này là biên độ, pha không đổi và tần số thay đổi theo thời gian. Bảng mã Costas thông dụng được trình bày trong Bảng 1. Công thức tổng quát của tín hiệu Costas được biểu diễn theo công thức (4).

$$s(t) = \begin{cases} A \times \exp(j2\pi(f_{c_i} t + \varphi)) & t \in [i \times T_{op}, i \times T_{op} + t_i] \\ 0 & t \in [i \times T_{op} + t_i, i \times T_{op} + t_i + T_M] \end{cases} \quad (4)$$

Bảng 1. Bảng mã Costas

Ký hiệu	Bảng mã
Costas 3	1 3 2
Costas 4	1 2 4 3
Costas 5	2 1 5 3 4
Costas 6	1 3 2 6 4 5
Costas 8	2 6 3 8 7 5 1 4

2.1.4. Tín hiệu mã Baker

Trên thực tế, đặc biệt là các đài ra trên máy bay thường sử dụng các tín hiệu mã hóa pha nhị phân (BPSK). Đặc điểm chung của các tín hiệu này là có biên độ, tần số sóng mang không thay đổi và chỉ thay đổi pha. Công thức tổng quát của tín hiệu BPSK được biểu diễn theo (5).

$$s(t) = \begin{cases} A \times \exp(j2\pi(f_c t + \Delta\psi_j)) & t \in [i \times T_{op}, i \times T_{op} + t_i] \\ 0 & t \in [i \times T_{op} + t_i, i \times T_{op} + t_i + T_M] \end{cases} \quad (5)$$

Trong đó, $\Delta\psi_j$ là các pha của từng xung con – subimpulse, trong trường hợp này giá trị pha đó là 0° tương ứng với tín hiệu điều chế là +1 và có giá trị là π với tín hiệu chế là -1. Trong thực tế, các đài ra đa thường sử dụng BPSK với bảng mã Barker và Walsh-hadamard. Bảng mã Barker thông dụng được tổng hợp ở Bảng 2.

Bảng 2. Bảng mã Barker

Ký hiệu	Bảng mã
Barker 5	+1 +1 +1 -1 +1
Barker 7	+1 +1 +1 -1 -1 +1 -1
Barker 11	+1 +1 +1 -1 -1 -1 +1 -1 +1 -1
Barker 13	+1 +1 +1 +1 +1 -1 -1 +1 +1 -1 +1 -1 +1

2.1.5. Tín hiệu mã Frank

Các đài ra đa thể hệ mới nhất thường sử dụng các tín hiệu manip pha (polyphase phase shift keying). Đặc điểm chung của các dạng tín hiệu này là tần số sóng mang, biên độ không đổi và pha của tín hiệu

thay đổi theo từng xung con. Công thức tổng quát của tín hiệu manip pha có dạng (6).

$$s(t) = \begin{cases} A \times \exp(j2\pi(f_c t + \varphi_k)) & t \in [i \times T_{op}, i \times T_{op} + t_i] \\ 0 & t \in [i \times T_{op} + t_i, i \times T_{op} + t_i + T_M] \end{cases} \quad (6)$$

Trong đó, φ_k là pha của các subimpulse và được tính theo công thức (7).

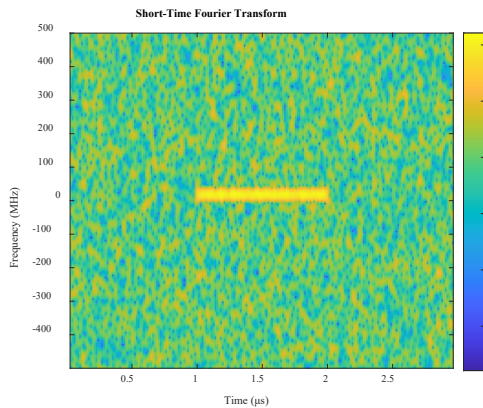
$$\varphi_{a,b} = \frac{2\pi}{M}(a-1)(b-1) \quad (7)$$

Trong đó, M là độ dài mã hóa và $a, b = 0, 1, 2, \dots, M-1$.

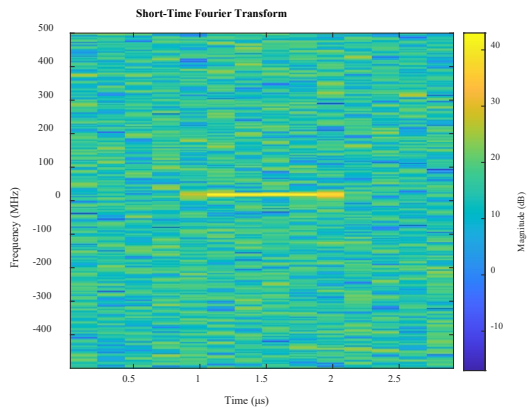
2.2. Kỹ thuật STFT

STFT là kỹ thuật phân tích tín hiệu trên cả hai miền thời gian – tần số nhằm giải quyết các tồn tại của FFT. STFT giúp quan sát sự thay đổi tần số của tín hiệu theo thời gian. Ngoài ra, STFT là kỹ thuật có thời gian xử lý thấp và có khả năng thực thi trên phần cứng như FPGA (Duong et al., 2025). Ngoài ra, do cấu trúc mạng AlexNet nhận đầu vào là ảnh có kích thước $224 \times 224 \times 3$ nên tác giả chọn khảo sát STFT. Nguyên lý của STFT được thực hiện dựa theo quy tắc: tín hiệu ban đầu được chia thành các đoạn rời rạc theo thời gian nhỏ và thực hiện tính FFT trên từng đoạn đó. Kết quả tính STFT của tín hiệu $s(t)$ được biểu diễn theo (8).

$$S(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(\tau) w^*(\tau - t) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (8)$$



a)



b)

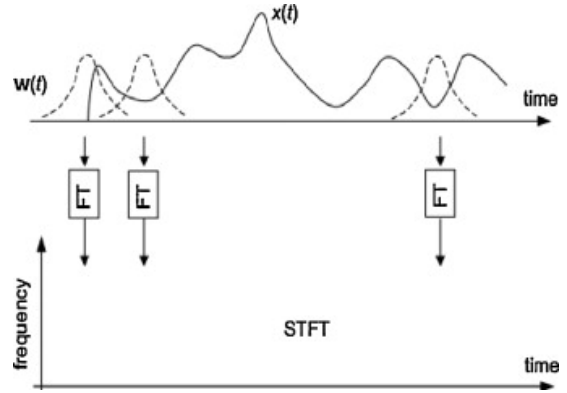
Hình 4. Kết quả STFT của tín hiệu phản xạ với kích thước hàm cửa sổ khác nhau

Ghi chú: a) $NW = 64$, b) $NW = 256$.

2.3. Cấu trúc mạng AlexNet

AlexNet là một mạng nơ-ron tích chập được giới thiệu bởi Alex Krizhevsky. Mạng này đã đạt được

Trong đó: $S(t, f)$ là kết quả tính STFT của $s(t)$, $w(t)$ là cửa sổ, $w^*(t)$ là liên hiệp phức của $w(t)$ và τ là kích thước hàm cửa sổ. Các kết quả đầu ra STFT phụ thuộc rất lớn vào số điểm FFT, hàm và kích thước cửa sổ sử dụng.



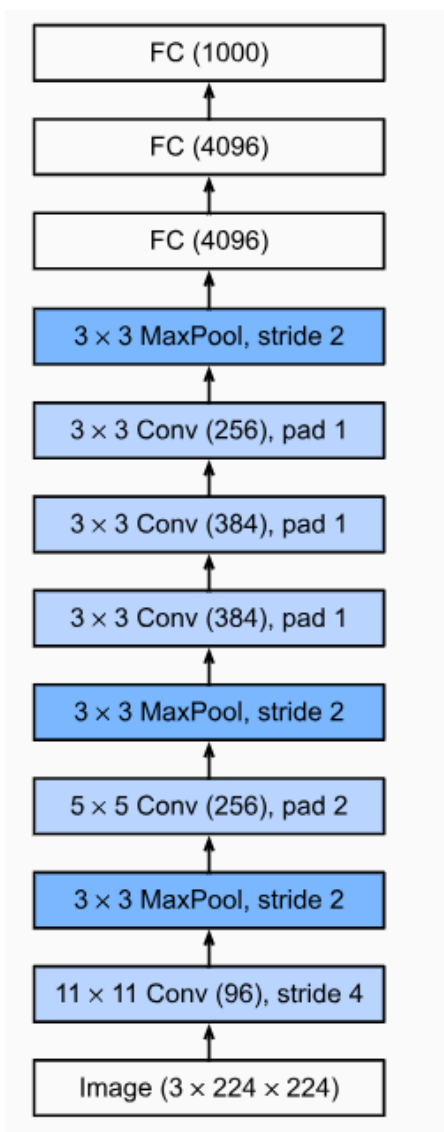
Hình 3. Nguyên lý STFT

Hình 4 trình bày kết quả tính STFT của tín hiệu phản xạ với hàm cửa sổ hamming và với các kích thước khác nhau ($NW = 64$ và 256). Hình 4 cho chúng ta thấy chất lượng ảnh thời gian-tần số (ITF) phụ thuộc vào kích thước hàm cửa sổ. Hàm cửa sổ nhỏ, chất lượng ảnh đầu ra tốt hơn (Hình 4(a)) (đường tín hiệu màu vàng đậm) và ngược chất lượng hay đặc trưng của tín hiệu giảm khi kích thước hàm cửa sổ lớn (Hình 4(b)).

chiến thắng vang dội trong cuộc thi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, đánh dấu bước ngoặt quan trọng trong sự phát triển của học sâu.

AlexNet gồm 8 lớp học có trọng số, trong đó có 5 lớp tích chập và 3 lớp kết nối đầy đủ. Mạng sử dụng hàm kích hoạt ReLu, Dropout để giảm overfitting và GPU song song để tăng tốc huấn luyện – những điểm mới giúp cải thiện hiệu năng của mạng so với các cấu trúc trước nó.

Nhờ khả năng tự động trích xuất đặc trưng không gian-thời gian phức tạp và độ chính xác cao trong nhận dạng hình ảnh, AlexNet trở thành nền tảng cho nhiều kiến trúc CNN hiện nay như: VGI6, VGG, ResNet và GoogleNet. Ngoài ra, cấu trúc mạng AlexNet tương đối nhỏ gọn, thích hợp cho tích hợp trên các thiết bị phần cứng. Do đó, trong nghiên cứu này, cấu trúc AlexNet đã được sử dụng làm tiêu chuẩn để đánh giá các cấu hình của STFT.



Hình 5. Cấu trúc mạng AlexNet

Cấu trúc mạng AlexNet được trình bày tại Hình 5 bao gồm tám lớp học sâu có trọng số, với năm lớp tích chập và ba lớp kết nối đầy đủ. Ảnh đầu vào của mạng AlexNet có kích thước 224x224x3 lần lượt đi qua các lớp tích chập có kích thước bộ lọc lớn đến nhỏ (11x11, 5x5 đến 3x3), xen kẽ các lớp gộp cực để giảm chiều và tăng tính khái quát hóa. Sau khi trích xuất đặc trưng, mạng sử dụng hai lớp kết nối đầy đủ 4096 nút và một lớp softmax đầu ra cho bài toán phân loại. Các lớp của mạng dùng hàm kích hoạt ReLU, kết hợp Dropout và LRN để cải thiện khả năng hội tụ và giảm overfitting. Nhờ cấu trúc này, AlexNet đạt hiệu suất vượt trội trong nhận dạng so với các mô hình cùng thời điểm.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Trong nghiên cứu này, việc đánh giá ảnh hưởng của các cấu hình STFT đã được tiến hành một cách hệ thống – bao gồm số điểm FFT, loại và độ dài hàm cửa sổ đối với các dạng tín hiệu ra đa điển hình như: xung, Costas, LFM, BPSK và Frank bằng phần mềm MATLAB 2020a và sử dụng máy tính ASUS vivobook, RAM 16GB, tốc độ xử lý tối đa 2.4GHz. Hai tiêu chí được sử dụng để so sánh là:

- Thời gian xử lý tập dữ liệu.
- Độ chính xác nhận dạng của thuật toán.

Để đảm bảo tính khách quan và khả năng so sánh giữa các cấu hình, toàn bộ quá trình đánh giá được triển khai theo ba bước chính sau đây:

Bảng 3. Tham số tập dữ liệu

Tham số	Giá trị
f_c (MHz)	50 đến 100
τ (μs)	0,1 đến 1
Dạng nhiễu	Nhiều tạp
Mã Costas	3, 4, 5
Mã Barker	5, 7, 11, 13
Mã Frank	3, 4, 5

– Xây dựng tập dữ liệu tín hiệu ra đa: Bộ mẫu được tạo đa dạng bao gồm các dạng tín hiệu ra đa khác nhau và nhiều mức SNR, đồng thời đảm bảo tính đại diện cho các kịch bản hoạt động trong thực tế.

– Huấn luyện mô hình AlexNet: Trích xuất đặc trưng thời gian – tần số thu được từ STFT đã được sử dụng làm đầu vào, cấu hình mạng cùng được áp dụng cho mọi thí nghiệm để loại bỏ sai lệch cho mô hình.

– Đánh giá hiệu năng mô hình: Việc kiểm tra mạng đã huấn luyện với các tập tín hiệu độc lập được tiến hành để so sánh độ chính xác nhận dạng

và thời gian trích xuất đặc trưng tương ứng với từng cấu hình STFT.

3.1. Xây dựng tập dữ liệu tín hiệu ra đa và huấn luyện mạng AlexNet

Cơ sở dữ liệu tín hiệu được xây dựng có hệ thống nhằm mô phỏng các điều kiện hoạt động phổ biến của các hệ thống ra đa hiện đại. Năm dạng tín hiệu điển hình bao gồm xung, LFM, Costas, BPSK và Frank được tổng hợp với độ rộng, tần số sóng mang và SNR thay đổi từ $\text{SNR} = -10$ dB đến 10 dB. Từng dạng tín hiệu được tạo thành 1.000 mẫu với cấu hình tham số và mức nhiễu, tạo nên bộ dữ liệu tổng cộng 5.000 mẫu. Tập dữ liệu này được chia theo tỉ lệ 70% - 15% - 15% tương ứng cho bộ huấn luyện, kiểm định và kiểm tra, nhằm đảm bảo tính khách quan trong quá trình tối ưu mô hình và đánh giá hiệu năng.

Hình 6 là kết quả phân tích ba dạng tín hiệu LFM, Costas và mã Frank sử dụng kỹ thuật STFT với cấu hình $\text{NFFT} = 1024$, hàm cửa sổ hình chữ nhật và kích thước hàm cửa sổ $L = 256$. Có thể thấy trên ảnh thời gian – tần số, tín hiệu LFM xuất hiện dưới dạng một dải tần thay đổi tuyến tính theo thời gian; tín hiệu Costas được thể hiện bằng các bậc

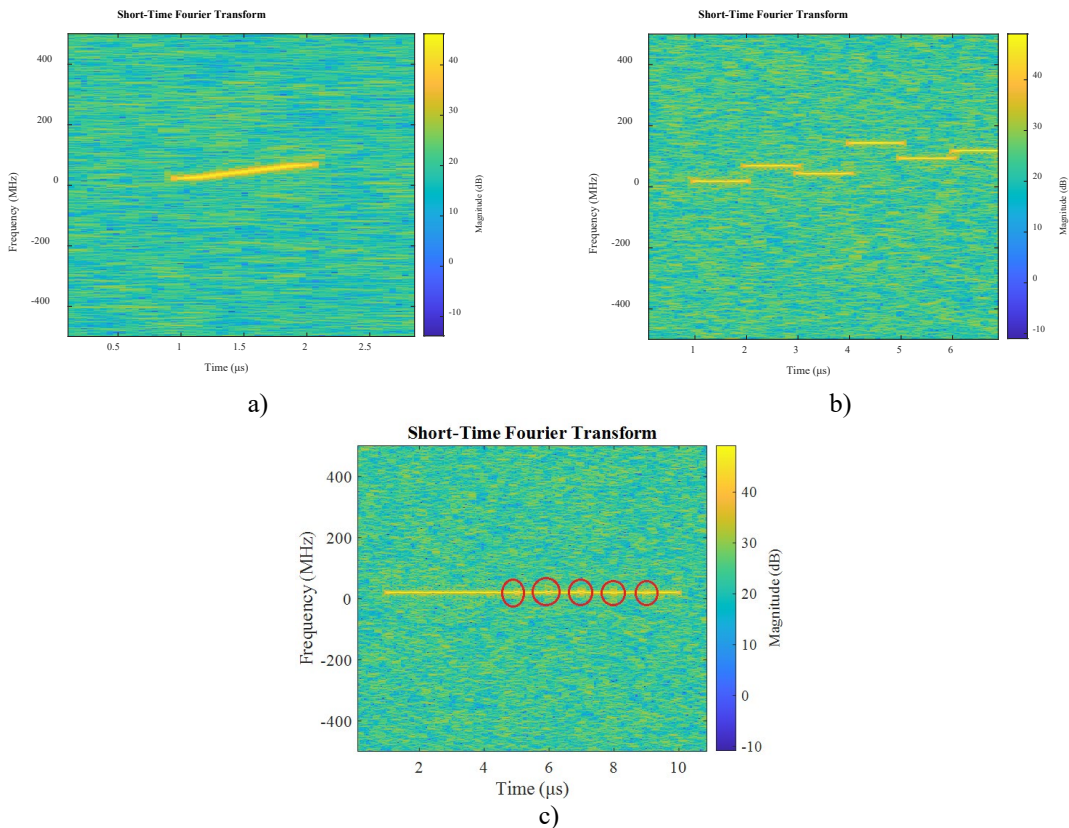
nhảy rời rạc đặc trưng; trong khi đó, tín hiệu mã Frank cho phổ gần như cố định theo thời gian nhưng xuất hiện các điểm gián đoạn đặc trưng (vòng tròn đỏ - Hình 6(c)). Các khác biệt rõ ràng này tạo nên bộ đặc trưng thời gian – tần số đặc thù cho từng loại tín hiệu, từ đó cho phép mô hình học sâu khai thác hiệu quả trong nhiệm vụ nhận dạng.

3.2. Độ chính xác nhận dạng

Trong phần này, việc đánh giá hiệu năng của mô hình học sâu (mạng AlexNet) đã được tiến hành dưới các cấu hình STFT khác nhau. Trước hết, ảnh hưởng của số điểm FFT được xem xét thông qua thời gian xử lý và độ chính xác nhận dạng trung bình. Tiếp theo, các tham số còn lại của STFT như loại và độ dài hàm cửa sổ cũng được phân tích nhằm xác định mức độ tác động của chúng đến hiệu quả phân loại tổng thể.

3.2.1. Ảnh hưởng số điểm FFT

Số điểm FFT quyết định trực tiếp đến độ phân giải của ảnh thời gian – tần số và mức độ phức tạp tính toán của STFT. Trong mục này, tác động của các giá trị FFT khác nhau đến thời gian xử lý và độ chính xác nhận dạng của mô hình đã được đánh giá.



Hình 6. Kết quả phân tích STFT

Ghi chú: a) LFM, b) Costas, c) Frank 9.

Bảng 4. Thời gian xử lý và độ chính xác nhận dạng phụ thuộc vào số điểm FFT

Số điểm FFT	Thời gian (s)	Độ chính xác nhận dạng (%)
256	236	72
512	242	82
1.024	213	86
2.048	214	86

Bảng 4 cho thấy số điểm FFT có ảnh hưởng rõ rệt đến hiệu năng hệ thống nhận dạng. Khi số điểm FFT tăng từ $NFFT = 256$ đến $NFFT = 1.024$, độ chính xác nhận dạng cải thiện đáng kể từ $P = 72\%$ đến $P = 86\%$. Tuy nhiên, sự tăng độ chính xác có xu hướng bão hòa khi tiếp tục tăng lên $NFFT = 2.048$, độ chính xác không cải thiện thêm. Về mặt thời gian xử lý, với $NFFT = 1.024$ hoặc 2.048 cho thời gian xử lý nhỏ hơn, từ đó cho thấy sự cân bằng tốt hơn giữa độ phân giải thời gian – tần số và số lượng phép tính. Các kết quả này cho thấy $FFT = 1.024$ là lựa chọn tốt trong thí nghiệm và đạt độ chính xác cao và thời gian xử lý thấp.

3.2.2. Ảnh hưởng của hàm cửa sổ

Ngoài số điểm FFT, loại hàm cửa sổ ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng ảnh thời gian – tần số của tín hiệu. Trong mục này, các hàm cửa sổ phổ biến đã được đánh giá như Hann, Hamming, hình chữ nhật và Kaiser với kích thước cố định $L = 256$ về độ chính xác nhận dạng và độ ổn định của đặc trưng STFT.

Bảng 5 cho thấy loại hàm cửa sổ ảnh hưởng trực tiếp đến kết quả nhận dạng tín hiệu. Trong bốn hàm cửa sổ được so sánh, cửa sổ Hann cho kết quả tốt nhất với $P = 86\%$ và thời gian xử lý ngắn ($t = 213$ (s)). Tiếp theo là hàm cửa sổ Hamming ($P = 84\%$). Ngược lại, loại cửa sổ hình chữ nhật và Kaiser cho hiệu suất thấp hơn ($P = 77\%$), cho thấy chúng kém ổn định trong việc trích xuất đặc trưng thời gian – tần số. Các kết quả này cho thấy loại cửa sổ Hann đáp ứng được các yêu cầu trích xuất đặc trưng và nhận dạng tín hiệu.

Bảng 5. Thời gian xử lý và độ chính xác nhận dạng phụ thuộc vào hàm cửa sổ

Hàm cửa sổ	Thời gian (s)	Độ chính xác nhận dạng (%)
Hann	213	86
Hamming	221	84
Chữ nhật	219	77
Kaiser	221	76

3.2.3. Ảnh hưởng của kích thước hàm cửa sổ

Sau khi xem xét số điểm FFT và loại hàm cửa sổ, mục này tiếp tục đánh giá vai trò của kích thước cửa sổ trong STFT. Kích thước cửa sổ quyết định sự cân bằng giữa độ phân giải thời gian – tần số, từ đó ảnh hưởng trực tiếp đến khả năng biểu diễn đặc trưng của tín hiệu. Vì vậy, việc đánh giá các kích thước cửa sổ $L = 64, 128, 256$ và 512 với hàm cửa sổ Hann và số điểm $FFT = 1024$ đã được thực hiện.

Bảng 6. Thời gian xử lý và độ chính xác nhận dạng phụ thuộc vào kích thước hàm cửa sổ

Kích thước hàm cửa sổ	Thời gian (s)	Độ chính xác nhận dạng (%)
64	168	74
128	191	81
256	213	86
512	218	77

Bảng 6 cho thấy kích thước hàm cửa sổ ảnh hưởng đến độ chính xác nhận dạng của mạng AlexNet. Khi tăng kích thước cửa sổ từ 64 lên 256, độ chính xác nhận dạng được cải thiện liên tục từ $P = 74\%$ đến $P = 86\%$. Điều này cho thấy cửa sổ quá ngắn không đủ để thu thập thông tin về sự thay đổi tần số của tín hiệu. Tuy nhiên, khi tăng kích thước hàm cửa sổ lên $L = 512$, độ chính xác giảm xuống còn 77% . Kết quả này cho thấy cửa sổ quá dài làm suy giảm độ phân giải thời gian – tần số và gây mờ các đặc trưng. Về mặt thời gian xử lý, kích thước hàm cửa sổ không ảnh hưởng quá lớn. Nhìn chung, kích thước hàm cửa sổ $L = 256$ ổn định hơn so với các kích thước khác. Các kết quả trên cho thấy cấu hình STFT phù hợp cho bài toán nhận dạng tín hiệu ra đa là sử dụng hàm cửa sổ Hann, kích thước $L = 256$ và số điểm $FFT (NFFT = 1.204)$.

True Class	Barker	Costas	Frank	LFM	Pulse
	100.0%				
		100.0%			
			100.0%		37,5%
				100.0%	
					62,5%
Predicted Class					

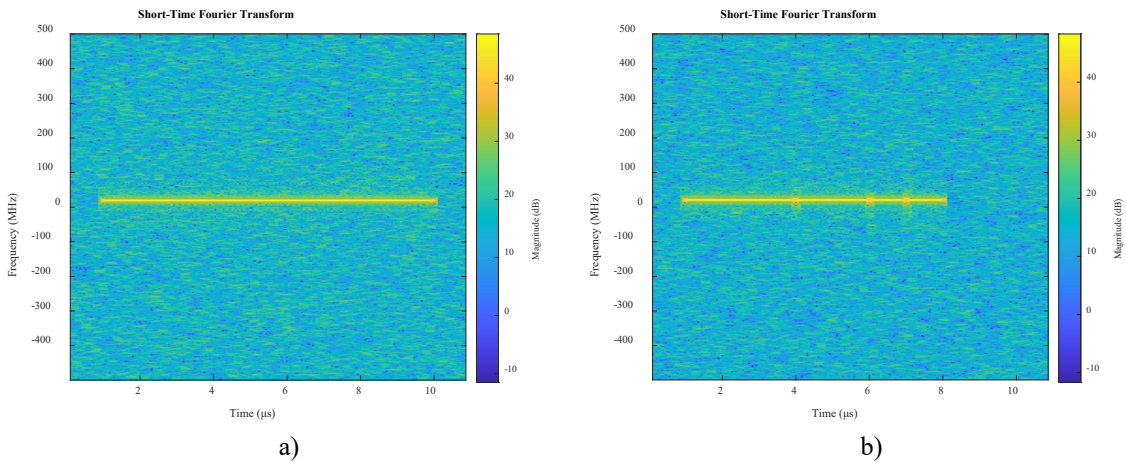
Hình 7. Ma trận nhận dạng

Hình 7 thể hiện ma trận nhầm lẫn của mô hình đối với năm dạng tín hiệu Barker, Costas, Frank, LFM và xung. Kết quả cho thấy bốn lớp Barker, Costas, Frank và LFM đều đạt độ chính xác hoàn hảo (100%), với toàn bộ mẫu được phân loại đúng vào lớp tương ứng. Điều này chứng tỏ các tín hiệu điều chế pha hoặc có dạng phổ thời gian – tần số đặc trưng rõ ràng được mô hình nhận dạng rất hiệu quả.

Ngược lại, tín hiệu xung xuất hiện sai lệch đáng kể, khi 37,5% mẫu bị nhầm sang lớp Frank. Sự nhầm lẫn này có thể bắt nguồn từ đặc trưng thời gian – tần số đơn giản của tín hiệu xung, khiến mô hình

khó phân biệt với các dạng tín hiệu có biến thiên biên độ hoặc pha hạn chế. Do đó, hiệu suất của mô hình đối với tín hiệu xung vẫn còn hạn chế và cần tiếp tục cải thiện thông qua việc mở rộng tập dữ liệu huấn luyện.

Nhìn chung, ma trận nhầm lẫn cho thấy mô hình đạt hiệu năng cao đối với các tín hiệu có cấu trúc phức tạp, trong khi vẫn còn thách thức đối với tín hiệu xung đơn giản. Hình 6 cho thấy, đặc trưng của tín hiệu phức tạp như LFM là đường chéo và Costas là đường dạng bậc thang, chính vì vậy, nó có sự khác biệt lớn so với dạng đường thẳng như Frank.



Hình 8. Kết quả phân tích STFT

Ghi chú: a) xung, b) BPSK.

Hình 8 cho thấy đặc trưng của xung ra đa, BPSK và Frank tương đối giống nhau (đường thẳng do tần số cố định). Điểm khác biệt giữa các tín hiệu xung ra đa và BPSK là tín hiệu BPSK có các đoạn gián đoạn do đảo pha. Ngoài ra, BPSK đảo pha 0° và 180° nên các đặc trưng thể hiện sắc nét (Hình 8b). Còn đối với tín hiệu Frank, độ biến thiên tương đối

ít và được tính bằng $\Delta\varphi = \frac{2\pi}{M} = \frac{2\pi}{9} = 40^\circ$ với mã

Frank 9; do đó, đặc trưng này không thể hiện sắc nét trên ảnh STFT. Điều này dẫn tới việc nhầm lẫn giữa Frank và xung ra đa.

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, việc đánh giá ảnh hưởng của các tham số STFT đến hiệu quả nhận dạng tín hiệu ra đa sử dụng mô hình học sâu đã được tiến hành. Kết quả các thí nghiệm cho thấy số điểm FFT,

loại hàm cửa sổ và kích thước cửa sổ đều tác động trực tiếp đến chất lượng biểu diễn thời gian – tần số và độ chính xác phân loại. Trong đó, số điểm FFT tăng từ 256 lên 1024 giúp cải thiện đáng kể độ chính xác, nhưng xu hướng bão hòa xuất hiện ở các giá trị cao hơn. Về loại cửa sổ, cửa sổ Hann cho hiệu năng vượt trội so với Hamming, Rectwin và Kaiser. Trong khi đó, kích thước cửa sổ 256 đạt sự cân bằng tốt nhất giữa độ phân giải thời gian – tần số và chi phí tính toán.

Tổng hợp các kết quả, cấu hình STFT ổn định cho mô hình trong nghiên cứu này là việc sử dụng cửa sổ Hann, kích thước 256 và số điểm FFT (NFFT = 1.024). Cấu hình này không chỉ mang lại độ chính xác cao nhất mà còn đảm bảo thời gian xử lý hợp lý, góp phần nâng cao hiệu quả của hệ thống nhận dạng tín hiệu ra đa trong môi trường nhiễu thực tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Ahmad, A., Muhammad Lawan, A., & Yusuf, Z. Y. (2019). Sorting of Low Probability of Intercept Radar Signals Based on Frequency Modulation Constancy Using Wigner-Ville Distribution. *2019 IEEE Asia-Pacific Conference on Applied Electromagnetics (APACE)* (pp. 1-5).
- Benyahia, Z., Hefnawi, M., Aboulfatah, E. A., & Gadi, T. (2022). SqueezeNet-Based Range, Angle, and Doppler Estimation for Automotive MIMO Radar Systems. *2022 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)* (pp. 1-5).
- Conn, M. A., & Josyula, D. (2019). Radio Frequency Classification and Anomaly Detection using Convolutional Neural Networks. *2019 IEEE Radar Conference (RadarConf)* (pp. 1-6).
- Elfaki, A. (2021). Using the Short-Time Fourier Transform and ResNet to Diagnose Depression from Speech Data. *2021 IEEE International Conference on Computing (ICOCO)* (pp. 372-376).
- Kuschel, H., & O'Hagan, D. (2010). Passive radar from history to future. *11th International Radar Symposium* (pp. 1-4).
- Li, L. (2010). A New Method of Wavelet Transform Based on FFT for Signal Processing. *2010 Second WRI Global Congress on Intelligent Systems* (pp.203-206).
- Minh, D. V., Phuong, T. N., Phat, T. H., & Giang, N. P. (2025). Evaluation of digital signal processing techniques for enhancing passive surveillance system performance. *TNU Journal of Science and Technology*, 230(14), 442-450.
<https://doi.org/10.34238/tnu-jst.13548>
- Nadav, L., & Eli, M. (2004). *Radar Signals*. John Wiley & Sons, Inc., USA. Reddy, R., & Sinha, S. (2025). State-of-the-Art Review: Electronic Warfare Against Radar Systems. *IEEE Access*, 13, 57530-57567.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3555493>
- Satapathy, J. R., Bodade, R. M., & Ayeelyan, J. (2024). CNN based Modulation classifier and Radio Fingerprinting for Electronic Warfare Systems. *2024 4th International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)* (pp. 1880-1885).
- Shi, L., Chen, S., Zhao, Y., & Tao, R. (2023). Synchrosqueezed Fractional Wavelet Transform: A New High-Resolution Time-Frequency Representation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 71, 264-278.
<https://doi.org/10.1109/TSP.2023.3244105>
- Recognition. *IEEE Communications Letters*, 25(7), 2290-2294.
<https://doi.org/10.1109/LCOMM.2021.3070151>
- Xu, S., Qi, H., Zhang, Y., Tang, C., Feng, L., & Yang, Q. (2023). Research on Advanced Detection Method of Target Spectrum of Radar Altimeter Based on VGG16-Net. *2023 IEEE Int. Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC)* (pp. 1-6).
- Yu, Z., Tang, J., & Wang, Z. (2021). GCPS: A CNN Performance Evaluation Criterion for Radar Signal Intrapulse Modulation
- Zhang, M., Luo, W., Wang, Y., Yang, J. and Ohtsuki, T. (2021). An Effective Radar Signal Recognition Method Using Neural Architecture Search. *2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall)* (pp. 1-5).