

THUẬT TOÁN NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG NHẬN DẠNG TÍN HIỆU SỬ DỤNG PHÂN BỐ WIGNER-VILLE VÀ PHỔ BIÊN ĐỘ

ALGORITHM FOR IMPROVING SIGNAL RECOGNITION USING WIGNER-VILLE DISTRIBUTION AND AMPLITUDE SPECTRUM

Vũ Xuân Tùng*

Viện Vũ khí, Tổng Cục công nghiệp Quốc phòng, Hà Nội, Việt Nam¹

*Tác giả liên hệ / Corresponding author: tunglam130219@gmail.com

(Nhận bài / Received: 13/6/2024; Sửa bài / Revised: 08/9/2024; Chấp nhận đăng / Accepted: 24/9/2024)

Tóm tắt - Bài báo này đề xuất một thuật toán mới để nhận dạng các tín hiệu ra đa sử dụng mạng học sâu hai kênh. Thuật toán đề xuất gồm có 2 bước chính. Bước một sử dụng phân bố Wigner-Ville và chuỗi Fourier nhanh để trích xuất các đặc trưng của tín hiệu trên miền thời gian-tần số. Hai đặc trưng này đóng vai trò là các tham số đầu vào cho bước hai. Trong bước hai, mạng học sâu hai kênh được thiết kế để nâng cao chất lượng nhận dạng các tín hiệu nói trên. Hiệu quả của thuật toán đề xuất được đánh giá bằng các tín hiệu mô phỏng trong MATLAB. Kết quả mô phỏng cho thấy, thuật toán đề xuất cho hiệu quả tốt hơn so với các thuật toán đang sử dụng mạng trí tuệ nhân tạo đơn kênh như chuỗi Fourier thời gian ngắn, phân bố Wigner-Ville và phép biến đổi Wavelet liên tục. Thuật toán đề xuất có thể nhận dạng được 6 dạng tín hiệu với độ chính xác $P=97,5\%$ trong khi các phương pháp sử dụng mạng đơn kênh chỉ cho độ chính xác $P \leq 89\%$.

Từ khóa - Tín hiệu ra đa; phân bố Wigner-Ville; phổ biên độ của tín hiệu

1. Giới thiệu chung

Trong chiến tranh hiện đại, ra đa đóng vai trò quan trọng và thực hiện nhiều chức năng: cảnh giới, ra đa thời tiết, chỉ thị mục tiêu và điều khiển hỏa lực [1, 2]. Các loại ra đa nói trên có trúc tín hiệu khác nhau phụ thuộc vào yêu cầu, nhiệm vụ của nó. Để phân loại và nhận dạng đúng các đài ra đa nói trên, yêu cầu đầu tiên và quyết định chính là phải nhận dạng đúng các dạng tín hiệu của chúng. Trong thực tế, có thể chia thành hai nhóm phương pháp chính để nhận dạng các dạng tín hiệu ra đa:

- Nhóm phương pháp truyền thống;
- Nhóm phương pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo (AI).

Nhóm phương pháp truyền thống bao gồm có: phép biến đổi Fourier nhanh (FFT) [3], phép biến đổi Fourier thời gian ngắn (STFT) [4, 5], phân bố Wigner-Ville (WVD) và chuỗi Wavelet liên tục (CWT) [6, 7]. Điểm hạn chế chung của các phương pháp trên là khó nhận dạng khi có tín hiệu công suất thấp $SNR \leq 3$ dB. Ngoài ra, các đài ra đa có thể sử dụng các bộ lọc phối hợp để nhận dạng các tín hiệu phát của nó [8]. Nhược điểm của phương pháp này là chỉ áp dụng được với 1 dạng tín hiệu. Trong trường hợp nhiều tín hiệu cần xây dựng bộ lọc có cấu trúc phức tạp hơn.

Cùng với sự phát triển của khoa học công nghệ và đặc biệt là sự bùng nổ của trí tuệ nhân tạo (AI), đã có nhiều

Abstract - This paper proposes a new method for recognizing weapon control radar signals by using a two-channel deep learning. The proposed method has two main stages. The first stage used Wigner-Ville distribution and Fourier series for extracting features of radar signals in frequency and time-frequency domain. The extracted features are used as input of classifier part. In the classifier part, two-channel deep learning is created for improving accuracy recognition of the above-mentioned signals. The functionality of the proposed method is tested with simulated data in MATLAB environments. The simulation results show that the proposed method outperforms in comparison to single channel network such short time Fourier series, Wigner-Ville distribution and continuous Wavelet transform. The proposed method can recognize 6 types of radar signals with $P=97,5\%$ while existing single channel network methods provide only $P \leq 89\%$.

Key words - Radar signals; Wigner-Ville distribution; amplitude spectrum

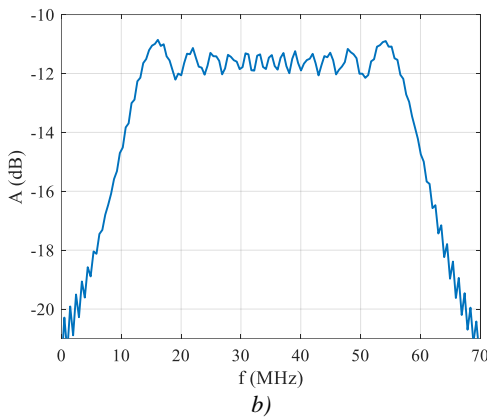
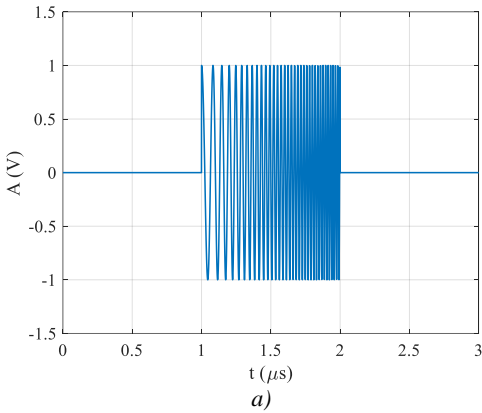
phương pháp mới được đề xuất dựa trên các ứng dụng này. Một trong những phương pháp tiêu biểu nhất là sử dụng mạng nơ ron tích chập (CNN) [9]. Trong bài báo [10], tác giả sử dụng mạng tích chập học sâu (DCNN) và mạng nơ ron tích chập hai kênh kết hợp thuật toán HOG [11]. Ngoài ra, một số mạng nhân tạo mới đã được đề xuất để giải quyết bài toán nhận dạng tín hiệu ra đa như Resnet, GA [12, 13]. Đặc điểm chung của các phương pháp này đều sử dụng các phép biến đổi thời gian - tần số để trích xuất đặc trưng của tín hiệu. Chính vì vậy hiệu quả của thuật toán phụ thuộc vào kết quả của các phép biến đổi thời gian - tần số của tín hiệu. Để giải quyết các hạn chế nêu trên, bài báo này đề xuất một phương pháp mới bằng cách sử dụng kết hợp các kết 2 kênh mạng nơ ron tích chập học sâu để nâng cao độ chính xác nhận dạng các tín hiệu ra đa. Phương pháp đề xuất gồm có 2 bước chính: bước một trích xuất đặc trưng tín hiệu trên cả hai miền thời gian-tần số bằng phân bố Wigner-Ville và FFT. Mạng nơ ron tích chập 2 kênh được xây dựng ở bước 2 để nhận dạng tín hiệu ra đa. Hiệu quả thuật toán được đánh giá bằng cách sử dụng các tín hiệu mô phỏng trong MATLAB.

2. Các dạng tín hiệu ra đa

Hiện nay, với sự phát triển của công nghệ kỹ thuật, các tín hiệu ra đa có cấu trúc phức tạp nhằm đáp ứng các yêu cầu chiến thuật. Trong phạm vi bài báo này chỉ đề cập đến

¹ Weapon Institute, Vietnam Defence Industry, Hanoi, Vietnam (Xuan Tung Vu)

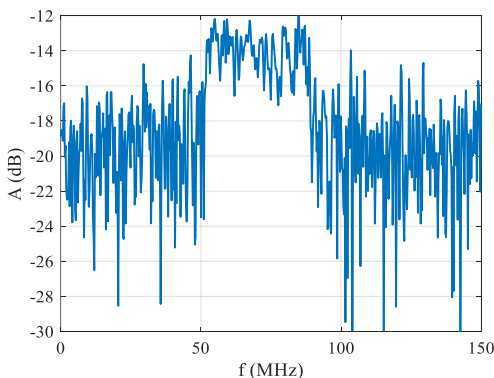
5 dạng tín hiệu ra đa thông dụng như: tín hiệu liên tục (CW), xung ra đa, tín hiệu mã hóa pha Barker (BPSK), tín hiệu điều tần tuyến tính (LFM) và tín hiệu mã Costas. Trên Hình 1 là ví dụ tín hiệu LFM và phổ biên độ của nó trong trường hợp không có nhiễu.



Hình 1. Tín hiệu LFM và phổ biên độ: a) miền thời gian; b) miền tần số

Tín hiệu tại đầu vào máy thu $r(t)$ bao gồm có tín hiệu có ích $s(t)$ và nhiễu $n(t)$ (nhiều tạp, phân xạ từ môi trường) được viết theo công thức (1).

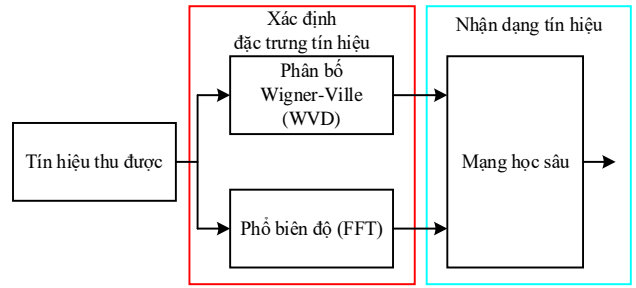
$$r(t) = s(t) + n(t) \tag{1}$$



Hình 2. Phổ biên độ tín hiệu LFM với SNR = -5 dB

Hình 2 minh họa phổ biên độ tín hiệu LFM tại đầu vào máy thu với SNR = -5 dB. Hình 2 cho thấy phương pháp FFT khó nhận dạng được tín hiệu LFM nói trên trong trường hợp nhiễu với SNR = -5 dB.

3. Cơ sở lý thuyết của thuật toán đề xuất



Hình 3. Sơ đồ tổng quan thuật toán đề xuất

Sơ đồ tổng quan của thuật toán đề xuất được trình bày trên Hình 3. Hình 3 cho thấy, thuật toán đề xuất gồm có 2 bước chính:

- Xác định đặc trưng tín hiệu;
- Nhận dạng tín hiệu.

3.1. Xác định đặc trưng tín hiệu

Thuật toán đề xuất sử dụng 02 kỹ thuật để trích xuất đặc trưng của tín hiệu thu được. Kỹ thuật đầu tiên là sử dụng phân bố Wigner-Ville để xác định các đặc trưng tín hiệu trên cả 2 miền thời gian-tần số (ảnh thời gian - tần số (ITF)). Kỹ thuật thứ 2 là sử dụng phép biến đổi FFT để xác định đặc trưng tín hiệu trên miền tần số. Phân bố Wigner-Ville.

Trong xử lý tín hiệu, WVD của tín hiệu $r(t)$ được định nghĩa theo công thức [6]:

$$WVD = \int_{-\infty}^{\infty} r\left(t + \frac{\zeta}{2}\right) \times r^*\left(t - \frac{\zeta}{2}\right) \times e^{-j2\pi t\zeta} d\zeta \tag{2}$$

Trong đó, ζ là độ dài hàm cửa sổ và $r^*(t)$ là liên hợp phức của $r(t)$. Kết quả WVD của tín hiệu LFM trong trường hợp không và có nhiễu với SNR = -5 dB được minh họa trên Hình 4. Hình 4 b cho thấy, WVD có thể trích xuất được các đặc trưng của tín hiệu với mức công suất thấp (SNR = -5 dB). Tham số của tín hiệu LFM, WVD và FFT được liệt kê trong Bảng 1.

Bảng 1. Tham số mô phỏng

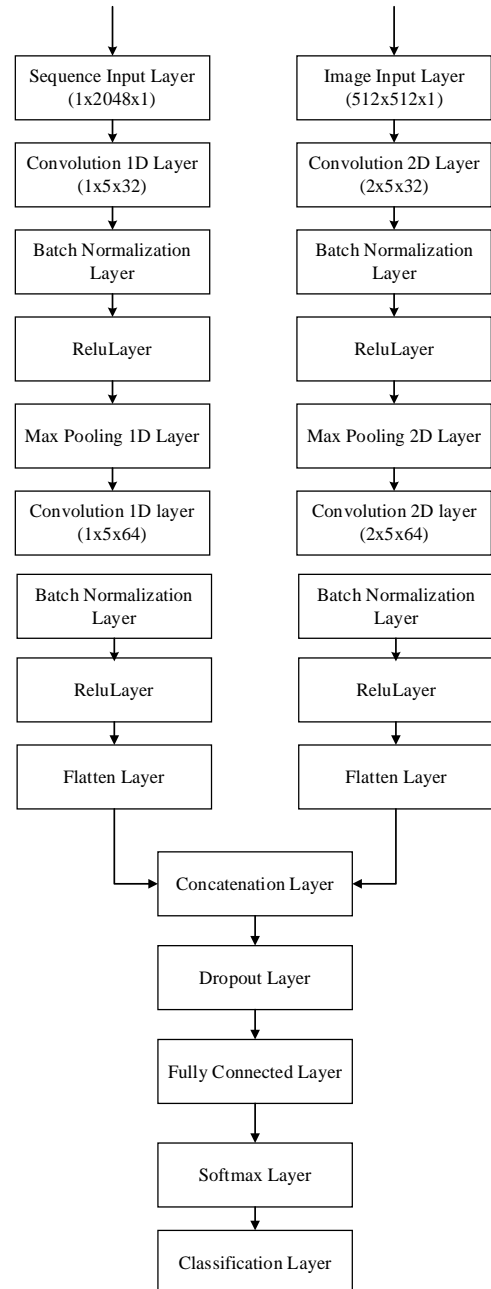
Tên	Tham số	Giá trị
LFM	Tần số sóng mang f_c (MHz)	50
	Tần số bắt đầu f_d (MHz)	1
	Tần số kết thúc f_h (MHz)	41
	Độ rộng xung τ (μ s)	1
	Chu kỳ lặp T_{op} (μ s)	10
	Tỉ số SNR (dB)	0, -5
WVD	Hàm cửa sổ	Kaiser
	Độ dài hàm cửa sổ L_w	255
	Số điểm trên miền tần số N_{FFT}	512
	Số điểm trên miền thời gian N_T	512
FFT	Số điểm lấy mẫu N_{FFT}	2048

Phổ biên độ của tín hiệu $r(t)$ được tính theo công thức:

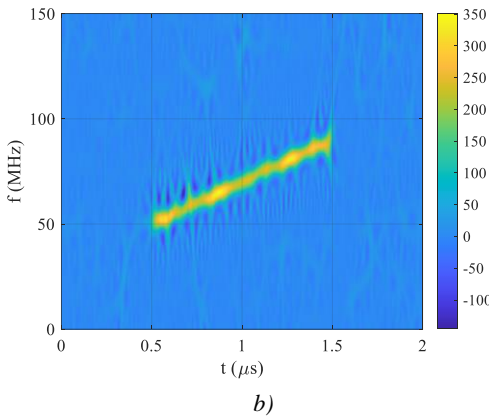
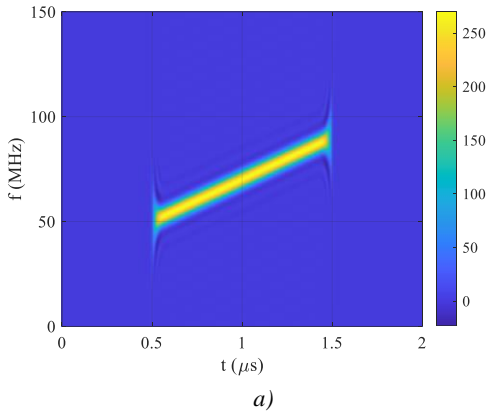
$$R(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} r(t) \times e^{-j\omega t} dt \quad (3)$$

Trong đó, $\omega = 2\pi f$, f là tần số của tín hiệu và $R(\omega)$ là phổ biên độ. Trên Hình 1 b) và Hình 2 là các ví dụ minh họa phổ biên độ của tín hiệu LFM khi không có nhiễu và khi có nhiễu với $SNR = -5$ dB Hình 2 cho thấy, hạn chế của FFT là khó nhận dạng các tín hiệu có mức công suất thấp $SNR \leq 0$ dB. Ngược lại, trong trường hợp tín hiệu LFM có độ nén tần số nhỏ, kết quả phân tích tín hiệu sử dụng WVD có thể nhầm sang xung ra đa và bằng việc kết hợp FFT, giúp giải quyết vấn đề này (Hình 5).

3.2. Nhận dạng tín hiệu

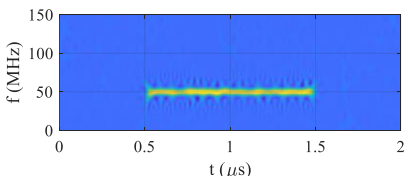
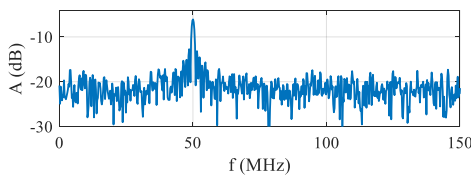
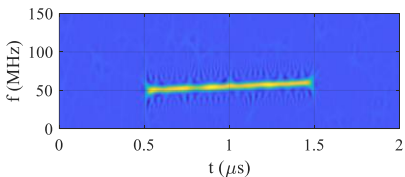
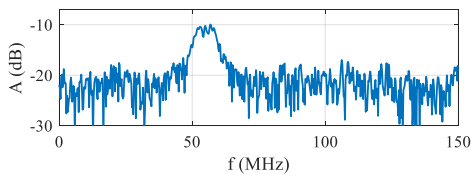


Hình 6. Sơ đồ cấu trúc mạng học sâu 2 kênh



Hình 4. CWT của tín hiệu LFM: a) không có nhiễu; b) $SNR = -5$ dB

3.1.1. Phổ biên độ của tín hiệu



Hình 5. Ví dụ minh họa đặc trưng tín hiệu: a) LFM; b) xung

Để nâng cao chất lượng nhận dạng các tín hiệu, tác giả đề xuất sử dụng mạng học sâu 2 kênh. Đầu vào của kênh thứ 1 là phổ biên độ của tín hiệu. Kênh thứ 2 sử dụng kết quả xử lý tín hiệu trên miền thời gian-tần số hay kết quả của WVD. Sơ đồ cấu trúc của mạng đề xuất được minh họa trên Hình 6. Cấu trúc của mạng học sâu bao gồm có các lớp như sau:

- Tầng nhánh của mạng sử dụng các lớp tích chập (convolution layer), ReLu, lớp chuẩn hóa và lớp Max Pooling. Trong đó các lớp tích chập có bộ lọc với kích thước 32, 64.

- Lớp Max Pooling được sử dụng để giảm kích thước của các lớp tích chập.

- Lớp Concatenation được sử dụng để liên kết các nhánh của mạng với nhau.

Cuối cùng các lớp Dropout, Full connected, Classifier được sử dụng với mục đích nhận dạng các tín hiệu.

4. Kết quả mô phỏng

Hiệu quả của thuật toán đề xuất được đánh giá bằng các tín hiệu mô phỏng trong MATLAB. Các bước để đánh giá hiệu quả thuật toán đề xuất bao gồm có:

- Xây dựng cơ sở dữ liệu;
- Huấn luyện mạng nhân tạo;
- So sánh với các phương pháp khác.

4.1. Xây dựng cơ sở dữ liệu

Hiệu quả của thuật toán đề xuất được kiểm chứng với 05 dạng tín hiệu ra đa: tín hiệu liên tục (CW), xung, LFM, mã Barker, mã Costas. Độ dài các mã Barker và Costas được thống kê trong Bảng 2 và tham số cơ bản để xây dựng cơ sở dữ liệu được trình bày trong Bảng 3.

Bảng 2. Tham số tín hiệu mô phỏng

Tín hiệu	Tham số	Giá trị
Barker	Độ dài mã hóa L	7, 11, 13
LFM	Độ rộng phổ B (MHz)	10 đến 50
Costas	Độ dài mã hóa L	4, 5, 6, 7

Bảng 3. Tham số xây dựng cơ sở dữ liệu

Tham số	Giá trị
Tần số lấy mẫu f_s (MHz)	1000
Tần số sóng mang f_c (MHz)	50 đến 100
Độ rộng xung τ (μ s)	0.1 đến 20
Số lượng tín hiệu/ 1 dạng điều chế	500
Tỉ số SNR (dB)	-10 đến 20
Dạng nhiễu	Gaussian

4.2. Huấn luyện mạng nhân tạo

Bảng 4. Tham số huấn luyện mạng nhân tạo

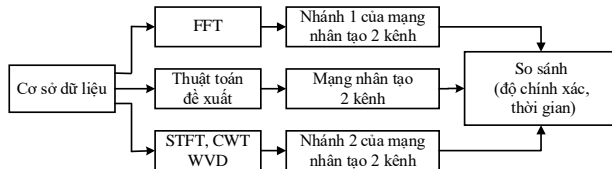
Tham số	Giá trị
Tốc độ huấn luyện	0.01
Số lần lặp tối đa	5
Tần xuất đánh giá	10

Để huấn luyện mạng nhân tạo, tác giả sử dụng máy tính cá nhân có các tham số như: RAM 16GB, chip Intel Core i9, 13900, tốc độ xử lý 2,6GHz và các tham số cho huấn luyện mạng được thống kê trong Bảng 4. Cơ sở dữ liệu

được chia thành 3 phần: 80% sử dụng để huấn luyện, 10% để kiểm tra và 10% để đánh giá.

4.3. So sánh với các phương pháp khác

Hiệu quả của thuật toán đề xuất được so sánh với các mạng đơn kênh sử dụng các kết quả trích xuất đặc trưng bằng FFT, STFT, WVD và CWT. Đối với đầu vào là phổ biên độ của tín hiệu thì sử dụng mạng đơn kênh nhánh 1 của thuật toán. Trong trường hợp đầu vào là các ảnh thời gian-tần số thì sử dụng nhánh 2 của mạng nhân tạo 2 kênh. Sơ đồ tổng quát để so sánh hiệu quả các thuật toán được minh họa trên Hình 7.



Hình 7. Sơ đồ khối để so sánh đánh giá hiệu quả các phương pháp nhận dạng tín hiệu

Tham số của các phương pháp trích xuất đặc trưng tín hiệu được trình bày trong Bảng 5. Độ chính xác và thời gian huấn luyện mạng của từng phương pháp được thống kê trong Bảng 6.

Bảng 5. Tham số của các phương pháp trích xuất đặc trưng

Phương pháp	Tham số	Giá trị
FFT	Số điểm FFT (NFFT)	4096
	Số điểm trên miền tần số	512
WVD	Hàm cửa sổ	Kaiser
	Độ dài hàm cửa sổ	256
	Số điểm FFT	1024
STFT	Hàm cửa sổ	Kaiser
	Độ dài hàm cửa sổ	256
	Số điểm lặp	100
	Tham số Wavelet	14, 200
Đề xuất	Số điểm FFT	1024
	Hàm cửa sổ	Kaiser
	Độ dài hàm cửa sổ	256

Bảng 6. So sánh hiệu quả của các phương pháp

Phương pháp trích xuất đặc trưng tín hiệu	Độ chính xác trung bình P (%)	Thời gian huấn luyện t (s)
FFT	65,0	751
WVD	88,0	1652
STFT	87,0	1643
CWT	89,0	1633
Đề xuất	97,5	1675

Bảng 6 cho thấy, với cùng các tham số, phương pháp đề xuất cho độ chính xác cao nhất ($P=97,5\%$ và $t=1850s$) và thấp nhất là FFT ($P=65\%$) nhưng ngược lại thì FFT cần ít thời gian huấn luyện mạng nhất, giảm 1/2 so với các phương pháp khác. Các phương pháp WVD, STFT và CWT cho độ chính xác tương đương nhau ($P=86-89\%$) và có thời gian huấn luyện như nhau. Ngoài ra, các ma trận đánh giá của các phương pháp FFT, CWT và phương pháp đề xuất được trình bày trên Hình 8. Hình 8a cho thấy, FFT nhận dạng tín hiệu Costas, LFM với độ chính xác cao nhất $P=100\%$ và vấn đề lớn nhất của FFT là nhận dạng tín hiệu xung ra đa ($P=38,5\%$), tiếp theo là các tín

hiệu CW và Barker ($P=61,1\%$). Ngược lại, Hình 8 b) cho thấy, phương pháp CWT (hay STFT, WVD) cho độ chính xác nhận dạng cao nhất với tín hiệu CW, Costas ($P=100\%$) và độ chính xác nhận dạng thấp nhất đối với xung ra đa ($P=82,6\%$). Trong khi nhận dạng tín hiệu xung ra đa, các phương pháp CWT, STFT, WVD có sự nhầm lẫn với tín hiệu LFM ($P=17,4\%$). Bằng cách kết hợp hai đặc trưng (FFT và WVD), phương pháp đề xuất đã khắc phục được nhược điểm của FFT và CWT (Hình 8c). Phương pháp đề xuất đã nâng cao độ chính xác nhận dạng các tín hiệu CW, Barker và xung ra đa ($P=88,9\%$) so với các phương pháp FFT ($P=38,5\%$) và CWT ($P=82,6\%$).

True Class	Predicted Class				
	Barker	CW	Costas	LFM	Pulse
Barker	61.1%	5.6%			30.8%
CW	5.6%	61.1%			30.8%
Costas	5.6%		100.0%		
LFM	5.6%			100.0%	
Pulse	22.2%	33.3%			38.5%

a)

True Class	Predicted Class				
	Barker	CW	Costas	LFM	Pulse
Barker	95.2%				
CW		100.0%			
Costas			100.0%		
LFM	4.8%			93.8%	17.4%
Pulse				6.2%	82.6%

b)

True Class	Predicted Class				
	Barker	CW	Costas	LFM	Pulse
Barker	87.0%				
CW		100.0%			
Costas			100.0%		
LFM	4.3%			89.5%	11.1%
Pulse	8.7%			10.5%	88.9%

c)

Hình 8. Ma trận đánh giá độ chính xác: a) FFT; b) CWT; c) phương pháp đề xuất

5. Kết luận

Bài báo này đề xuất một thuật toán mới để nâng cao chất lượng nhận dạng các tín hiệu ra đa. Thuật toán đề xuất gồm có 2 bước chính. Bước 1 sử dụng các kỹ thuật phân tích tín hiệu như WVD và FFT để trích xuất đặc trưng của tín hiệu trên miền thời gian-tần số. Trong bước 2, tác giả xây dựng mạng nhân tạo 2 kênh với các đầu vào là kết quả phân tích xử lý tín hiệu trước. Hiệu quả của thuật toán được kiểm

chúng với 05 dạng tín hiệu mô phỏng trong MATLAB như: CW, xung, LFM, Barker và Costas. Ngoài ra, hiệu quả của thuật toán đề xuất so sánh với các phương pháp hiện có. Kết quả mô phỏng cho thấy, thuật toán đề xuất có độ chính xác trung bình cao nhất $P = 97,5\%$, trong khi đó các thuật toán đơn kênh cho độ chính xác $P < 90\%$ trong khi thời gian huấn luyện các thuật toán là tương đương nhau. Phương pháp FFT cho độ chính xác thấp nhất ($P = 65\%$), ngược lại phương pháp này chỉ cần $\frac{1}{2}$ thời gian huấn luyện so với các phương pháp khác. Chính vì vậy, trong trường hợp cần độ chính xác nhận dạng cao nên sử dụng thuật toán đề xuất, ngược lại trong trường hợp cần thời gian xử lý nhanh nên sử dụng phương pháp FFT. Hay nói một cách khác, đối với các bài ra đa yêu cầu phát hiện nhanh mục tiêu nên sử dụng phương pháp FFT (đài ra đa phát hiện mục tiêu và điều khiển hỏa lực). Ngược lại, trong khi xử lý off-line để nâng cao chất lượng nhận dạng có thể sử dụng phương pháp đề xuất.

Trong các nghiên cứu tiếp theo, tác giả tiến hành kiểm chứng thuật toán với các tín hiệu từ máy phát sóng chuẩn E8267D và tín hiệu thu thực tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] M. I. Skolnik, *Introduction to Radar Systems*, 2nd edition, McGraw Hill, Inc, Singapore, 2002, ISBN: 97800728813872.
- [2] B. R. Mahafza, *Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB*, 4th edition, Chapman & Hall/CRC, 2002, ISBN: 9780367507930.
- [3] K. R. Rao, D. N. Kim, and J. J. Hwan, *Fast Fourier Transform: Algorithms and Applications*, 1st edition, Springer Dordrecht, 2010, ISBN: 978-1-4020-6628-3.
- [4] S. K. Mitra, *Digital Signal Processing: A Computer Based Approach*, 2nd edition, McGraw-Hill, 2001, ISBN: 978-0072321050.
- [5] J. O. Smith, *Spectral Audio Signal Processing*, W3K Publishing, 2011, ISBN: 978-0974560731.
- [6] O. M. John and B. Boashash, "Fast and memory-efficient algorithms for computing quadratic time-frequency distributions", *Applied and Computational Harmonic Analysis*, Vol. 35, No. 2, 2013, pp. 350-358. <https://doi.org/10.1016/j.acha.2013.01.003>.
- [7] L. M. Jonathan, "Element Analysis: A Wavelet-Based Method for Analysing Time-Localized Events in Noisy Time Series." in *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 473, no. 2200, 2017, <https://doi.org/10.1098/rspa.2016.0776>.
- [8] V. M. Duong, J. Vesely, P. Hubacek, P. Janu, and T. X. Luong, "Detection and Parameter estimation of Intra-pulse Modulated Radar Signals in Complex Interference Environment", *SN Applied Sciences*, Vol. 5, No. 184, 2023, <https://doi.org/10.1007/s42452-023-05403-x>.
- [9] S. Kiranyaz, T. Ince, O. Abdeljaber, O. Avci, and M. Gabbouj, "1-D Convolutional Neural Networks for Signal Processing Applications", *ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Brighton, UK, 2019, pp. 8360-8364, doi: 10.1109/ICASSP.2019.8682194.
- [10] Z. Qi, Y. Chen, Y. Liu, A. Xu, L. Li, and J. Li, "Radar signal recognition based on deep convolutional neural network in complex electromagnetic environment", *2022 3rd China International SAR Symposium (CISS)*, Shanghai, China, 2022, pp. 1-5, doi: 10.1109/CISS57580.2022.9971410.
- [11] D. Quan, Z. Tang, X. Wang, W. Zhai, and C. Qu, "LPI Radar Signal Recognition Based on Dual-Channel CNN and Feature Fusion", *Symmetry*, vol. 14, no. 3, p.570, 2022. <https://doi.org/10.3390/sym14030570>.
- [12] D. Cheng, Y. Fan, S. Fang, M. Wang, and H. Liu, "ResNet-AE for Radar Signal Anomaly Detection", *Sensors*, vol. 22, no. 16, pp.6249, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22166249>.
- [13] L. Xia, L. Wang, Z. Xie, and X. Gao, "GA-Dueling DQN Jamming Decision-Making Method for Intra-Pulse Frequency Agile Radar", *Sensors*, vol. 24, no. 4, pp. 1325, 2024, doi: 10.3390/s24041325.