

AUTOMATIC RADAR SIGNAL RECOGNITION USING THE ANALYTIC WAVELET TRANSFORM AND ALEXNET

Vu Xuan Tung

Weapon Institute - Vietnam Defence Industry

ARTICLE INFO		ABSTRACT
Received:	23/7/2024	This paper proposes an alternative approach to radar signal modulation recognition using the combination of the analytic wavelet transform and the AlexNet network to improve accuracy and time training. The proposed algorithm includes two steps. The first step is used to extract signal features using wavelet analysis techniques in both time-frequency domains. The second step uses the AlexNet network to identify the above signals. The algorithm's effectiveness is evaluated by using simulated radar signals in a MATLAB environment. In addition, the proposed method is evaluated in two stages. The first stage involves analyzing wavelet functions such as Morse, Cauchy and Bessel on effectiveness of the proposed method. The simulation results showed that the Morse wavelet function provided the highest accuracy in comparison with Cauchy and Bessel. The second stage provides comparisons with other networks such as GoogleNet, ResNet, and VGG-16. Simulation results show that the proposed algorithm has the highest recognition accuracy (85%), while other methods are lower than 80%, and the network training time is reduced ½ in comparison with other networks.
Revised:	30/9/2024	
Published:	30/10/2024	

KEYWORDS

Radar signals
Recognition accuracy
Analytic Wavelet transform
Feature extraction
Confusion matrix

NGHIÊN CỨU THUẬT TOÁN TỰ ĐỘNG NHẬN DẠNG TÍN HIỆU RA-ĐA SỬ DỤNG PHÂN TÍCH WAVELET KẾT HỢP MẠNG ALEXNET

Vũ Xuân Tùng

Viện Vũ khí - Tổng cục Công nghiệp Quốc phòng

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
Ngày nhận bài:	23/7/2024	Bài báo này đề xuất một cách tiếp cận khác để nhận dạng tín hiệu ra-đa sử dụng mạng AlexNet để nâng cao độ chính xác và rút ngắn thời gian huấn luyện phục vụ cho mục đích trinh sát điện tử. Thuật toán đề xuất gồm có 02 bước: bước 1 sử dụng để trích xuất đặc trưng tín hiệu bằng kỹ thuật phân tích Wavelet trên cả hai miền thời gian-tần số. Bước 2 sử dụng mạng AlexNet để nhận dạng các tín hiệu nói trên. Hiệu quả của thuật toán được đánh giá bằng các tín hiệu mô phỏng trên MATLAB. Ngoài ra, thuật toán đề xuất được đánh giá qua 2 trường hợp. Trường hợp 1 đánh giá ảnh hưởng của các hàm Wavelet: Morse, Cauchy and Bessel. Kết quả mô phỏng cho thấy, hàm Morse Wavelet cho độ chính xác cao nhất so với các hàm Cauchy và Bessel. Trường hợp 2 so sánh hiệu quả của thuật toán đề xuất với các mạng khác như: GoogleNet, ResNet và VGG-16. Kết quả mô phỏng cho thấy, thuật toán đề xuất cho độ chính xác nhận dạng cao nhất (85%) trong khi đó các phương pháp là <80%. Ngoài ra, thuật toán đề xuất cho thời gian huấn luyện giảm đi ½ so với các cấu trúc mạng đã được đề xuất, huấn luyện trong MATLAB.
Ngày hoàn thiện:	30/9/2024	
Ngày đăng:	30/10/2024	

TỪ KHÓA

Tín hiệu ra-đa
Độ chính xác nhận dạng
Phân tích Wavelet
Trích xuất đặc trưng
Ma trận đánh giá

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.10808>

Email: tunglam130219@gmail.com

<http://jst.tnu.edu.vn>

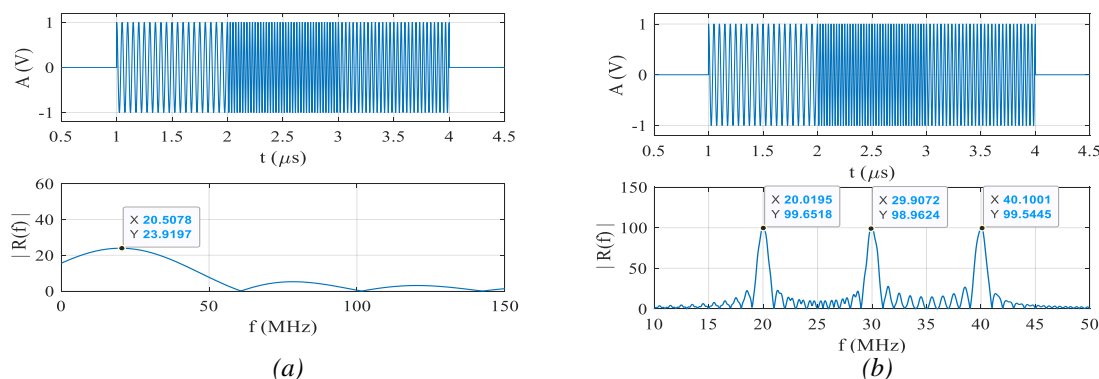
222

Email: jst@tnu.edu.vn

1. Giới thiệu

Hiện nay khoa học công nghệ ngày càng phát triển, đặc biệt là sự bùng nổ của trí tuệ nhân tạo (artificial intelligence – AI) trong lĩnh vực thông tin và truyền thông như: phát hiện và nhận dạng mục tiêu, nhà thông minh hay hệ thống tự động điều khiển [1], [2]. Thực tế đã có nhiều nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào giải quyết bài toán nhận dạng các tín hiệu ra-đa như SqueezeNet [3], GoogleNet [4] hay các mạng nơ-ron tích chập (convolution neural network – CNN) [5], mạng có bộ nhớ ngắn-dài hạn (long-short term memory network – LSTM) [6] hay mạng tích chập hai kênh (dual channel convolution neural network – DCNN) [7]. Cấu trúc chung của các phương pháp đề cập trên bao gồm 02 phần chính: Bước 1 sử dụng các kỹ thuật phân tích trên cả hai miền thời gian-tần số để trích xuất đặc trưng của tín hiệu như: chuỗi Fourier thời gian ngắn (short-time Fourier transform – STFT) [8], phân bố Wigner-Ville (Wigner-Ville distribution – WVD) [9] hay biến đổi Wavelet liên tục (continuous Wavelet transform-CWT) [10]. Bước 2 sử dụng ảnh thời gian – tần số của tín hiệu để đưa vào các bộ nhận dạng (mạng nhân tạo). Chính vì vậy, độ chính xác nhận dạng phụ thuộc trực tiếp vào các tham số như: hàm cửa sổ, độ dài hàm cửa sổ hay số điểm trên miền tần số và thời gian của các kỹ thuật trích xuất đặc trưng. Cho nên để nâng cao độ chính xác khi nhận dạng, yêu cầu đặt ra cần giải quyết bài toán tối ưu đó là lựa chọn hàm cửa sổ, độ dài hàm cửa sổ và số điểm FFT của các kỹ thuật phân tích tín hiệu. Trên thực tế chưa có bất kỳ nghiên cứu nào giải quyết bài toán tối ưu các tham số nói trên. Hay nói một cách khác, chưa có nghiên cứu nào đánh giá mức độ ảnh hưởng: hàm cửa sổ, độ dài hàm cửa sổ, số điểm lấy mẫu nên độ chính xác khi nhận dạng tín hiệu.

Ngoài các ứng dụng của AI để giải quyết bài toán nhận dạng tín hiệu ra-đa còn tồn tại các phương pháp khác hiện đang được các khí tài trình sát hay các hệ thống ra-đa thụ động sử dụng: chuỗi Fourier (fast Fourier transform - FFT) và phổ thác nước (waterfall plot -WFP) [11]. Ưu điểm của phương pháp này là thời gian xử lý nhanh và có thể xử lý đồng thời nhiều tín hiệu. Hạn chế của nó là độ chính xác phụ thuộc vào số điểm lấy mẫu và khó phát hiện tín hiệu trong môi trường nhiễu mạnh (tỉ số tín/tạp thấp – signal to noise ratio (SNR)). Trên Hình 1 minh họa tín hiệu mã Costas 3 và kết quả tính phổ biên độ với số điểm FFT khác nhau.



Hình 1. Tín hiệu Costas 3 và phổ biên độ với số điểm FFT khác nhau: (a) $N = 2048$ và (b) $N = 8912$

Hình 1a cho thấy với số điểm lấy mẫu nhỏ ($N = 2048$), phương pháp FFT không phân biệt được các tần số của mã Costas. Mặt khác, với số điểm FFT lớn ($N = 8912$) thì FFT có khả năng phân biệt các tần số Costas hay nói cách khác có khả năng nhận dạng tín hiệu. Ngoài ra, trong nghiên cứu [12] tác giả đã đề xuất sử dụng bộ lọc tương quan để giải quyết bài toán phát hiện các tín hiệu có công suất thấp: tín hiệu điều tần tuyến tính (linear frequency modulation – LFM) hay điều chế pha khóa nhị phân (binary phase shift keying – BPSK). Phương pháp đề xuất có thể trình sát, phát hiện và nhận dạng được các tín hiệu nói trên với $SNR \geq -12$ dB. Hạn chế lớn nhất của phương pháp sử dụng bộ lọc tương quan chính là chỉ áp dụng được với một số dạng tín hiệu nhất định, dải tần công tác nhỏ và phải biết trước cấu trúc tín hiệu. Trong thực tế, các thiết bị thu

trình sát là các thiết bị thụ động có dải tần công tác lớn và không có thông tin tiên nhiệm về các dạng tín hiệu. Chính vì vậy, các hệ thống trình sát gặp khó xây dựng các bộ lọc tương quan. Để nâng cao độ chính xác khi nhận dạng và rút ngắn thời gian huấn luyện mạng đáp ứng yêu cầu của trình sát điện tử, trong bài báo này tác giả đề xuất một thuật toán mới cho nhận dạng các tín hiệu ra-đa sử dụng phân tích Wavelet và mạng AlexNet. Thuật toán đề xuất bao gồm có 2 phần chính: Phần một sử dụng để trích xuất đặc trưng tín hiệu trên hai miền thời gian-tần số sử dụng phân tích Wavelet (analytic Wavelet transform – AWT). Bước 2 sử dụng mạng AlexNet để nhận dạng tín hiệu. Hiệu quả của thuật toán đề xuất được kiểm chứng bằng phần mềm MATLAB và so sánh các cấu trúc mạng đã được huấn luyện: GoogleNet, ResNet-50, VGG-16.

Cấu trúc bài báo gồm có 4 phần chính: phần 2 trình bày tổng quan thu, trình sát các tín hiệu của đài ra-đa thụ động và cơ sở lý thuyết xây dựng thuật toán nhận dạng tín hiệu. Các kết quả mô phỏng, so sánh đánh giá hiệu quả của thuật toán được trình bày ở phần 3. Các kết luận tổng quan và hướng nghiên cứu mới được tổng hợp trong phần 4.

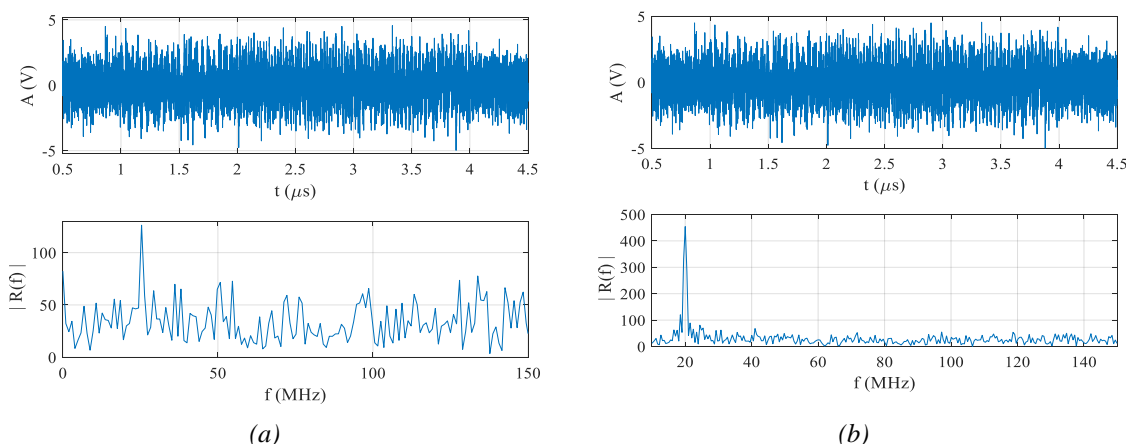
2. Phương pháp đề xuất

2.1. Tổng quan chung về thu trình sát tín hiệu

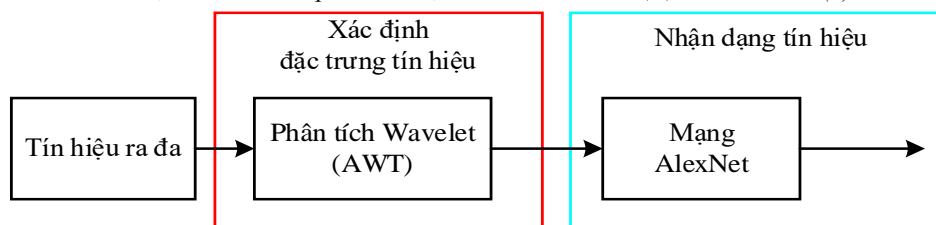
Trong trình sát điện tử, hệ thống ra-đa thụ động có vai trò quan trọng, nó có khả năng giám sát và nhận dạng đồng thời nhiều mục tiêu (300 mục tiêu) trong dải tần công tác từ 1 GHz đến 18 GHz [13]. Tín hiệu tại đầu vào máy thu của hệ thống thụ động được biểu diễn bằng biểu thức (1):

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

trong đó $r(t)$ là tín hiệu tại đầu vào máy thu thụ động, $s(t)$ là tín hiệu phát của các đài ra-đa hoặc hệ thống thông tin đối phương và $n(t)$ là nhiễu.



Hình 2. Tín hiệu Costas 3 và phổ biên độ với SNR = -6 dB: (a) N = 2048 và (b) N = 8192



Hình 3. Sơ đồ cấu trúc của thuật toán đề xuất

Hình 2 ví dụ tín hiệu Costas tại đầu vào máy thu của hệ thống thụ động với SNR = -6 dB. Hình 2 cho thấy phương pháp FFT chỉ xác định được 1 tần số $f_1 = 20,02$ (MHz) và không xác định được các tần số khác trong cả hai trường hợp N = 2048 và N = 8192.

2.2. Cơ sở lý thuyết của thuật toán đề xuất

Sơ đồ tổng cấu trúc tổng quan của thuật toán đề xuất được trình bày trên Hình 3. Thuật toán bao gồm các bước:

- Trích xuất đặc trưng tín hiệu trên cả 2 miền thời gian-tần số sử dụng AWT. Kết quả của phân tích Wavelet là ảnh thể hiện sự biến thiên tần số theo thời gian của tín hiệu (ảnh thời gian – tần số (ATF)). Các ATF sau đó được thay đổi kích thước tương ứng với đầu vào bộ nhận dạng tín hiệu.

- Nhận dạng tín hiệu sử dụng mạng AlexNet.

2.2.1. Phân tích Wavelet

Trong phân tích và xử lý tín hiệu trình sát [14], phép biến đổi Wavelet liên tục (continuous Wavelet transform – CWT) được sử dụng như một trong những phương pháp để trích xuất đặc trưng tín hiệu trên cả hai miền thời gian – tần số. CWT được định nghĩa theo công thức (2).

$$\text{CWT}(\tau, a) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{\infty} r(t) \psi^* \left(\frac{t - \tau}{a} \right) dt \quad (2)$$

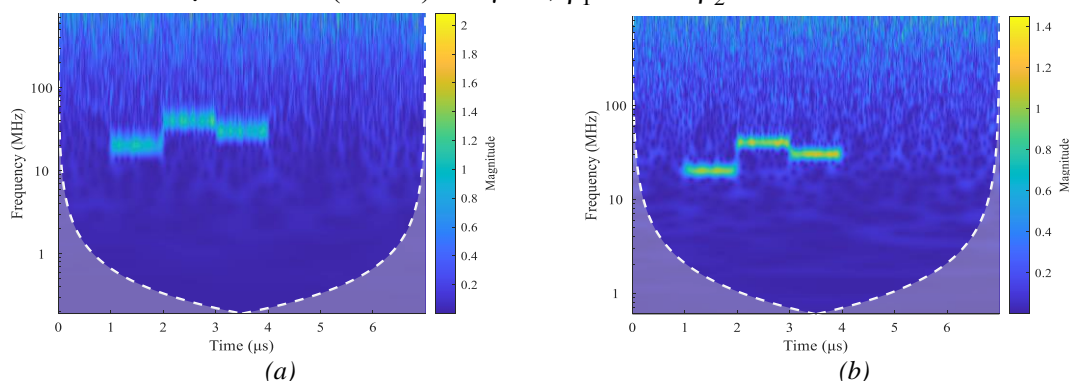
trong đó a là hệ số cố định, $\psi(t)$ là hàm Wavelet, τ độ dài của hàm Wavelet và $\psi^*(t)$ là liên hợp phức của hàm Wavelet $\psi(t)$. Phân tích Wavelet (analytic Wavelet transform – AWT) là trường hợp đặc biệt của hàm CWT với $\psi(\omega) = 0$ khi $\omega \leq 0$. AWT được tính theo biểu thức (3).

$$\text{AWT}(\tau, a) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{\infty} \psi^*(a\omega) R(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (3)$$

Trên thực tế, $\psi(\omega)$ thường được chọn là hàm Morse Wavelet và được định nghĩa theo công thức (4).

$$\psi_{\beta, \gamma}(\omega) = U(\omega) a_{\beta, \gamma} \omega^{\beta} e^{-\omega\gamma} \quad (4)$$

trong đó $a_{\beta, \gamma}$ là hằng số cố định, $U(\omega)$ là đáp ứng trên miền tần số của hàm bước và β, γ là hệ số điều chỉnh hàm Wavelet với $1 \leq \gamma \leq 40$ và $3 \leq \beta \leq 120$. Hình 4 minh họa kết quả phân tích Wavelet của tín hiệu Costas 3 (Hình 2) với $\gamma = 3$, $\beta_1 = 40$ và $\beta_2 = 80$.



Hình 4. Kết quả phân tích Wavelet: (a) $\beta_1 = 40$ và (b) $\beta_2 = 80$

Hình 4 cho thấy kết quả trích xuất đặc trưng của tín hiệu phụ thuộc vào tham số hàm Wavelet. Trong cùng hệ số $\gamma = 3$ kết quả phân tích tốt hơn đối với hệ số $\beta = 80$ (Hình 4b) và chất lượng ảnh đầu vào sẽ giảm với $\beta = 40$ (Hình 4a). Mặt khác, trong trình sát xử lý tín hiệu thường sử dụng các hàm Wavelet: Morse ($\gamma = 3$, $\beta = 80$), Cauchy ($\gamma = 1$, $\beta = 6$) và Bessel ($\gamma = 0,25$, $\beta = 8$).

2.2.2. Cấu trúc mạng AlexNet

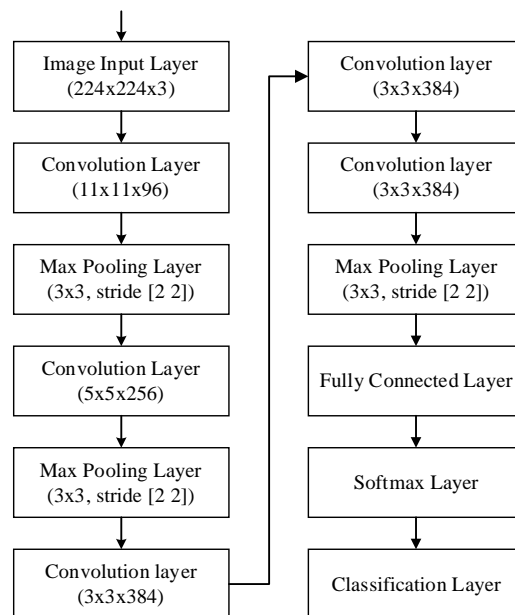
Mạng AlexNet được đề xuất và phát triển bởi Alex Krizhevsky [15] và sơ đồ cấu trúc được trình bày trên Hình 5.

Cấu trúc mạng AlexNet bao gồm có:

- Đầu vào là ảnh với kích thước 224x224x3.
- Mạng cấu tạo 8 tầng, trong đó có 5 tầng neuron tích chập với kích thước khác nhau và 32 tầng ẩn kết nối đầy đủ (fully connected layer và softmax layer) và một tầng kết nối đầu ra đầy đủ (classification layer).
- Ngoài ra, còn các lớp Relu, Maxpooling và dropout.

So với các mạng học sâu hiện tại, AlexNet được thiết kế và có nhiều điểm nổi trội hơn:

- Được xây dựng cho các dạng GPU để giảm tải các phép tính toán so với cấu trúc mạng đi trước.
- Lớp tích chập đầu vào lớn (11x11) giúp nó có thể lấy được toàn bộ đặc trưng của ảnh đầu vào.



Hình 5. Cấu trúc mạng Alexnet [15]

3. Thử nghiệm và đánh giá kết quả

Bảng 1. Bảng mã của tín hiệu điều chế pha và tần số

Dạng tín hiệu	Độ dài mã hóa
Tín hiệu Costas	3, 4, 5, 6, 7
Tín hiệu BPSK	7, 11, 13
Mã Frank	4, 9, 16
Mã P1	4, 9, 16
Mã Px	4, 9, 16
Mã Zadoff-Chu	5, 10, 15

Để đánh giá hiệu quả của thuật toán đề xuất, tác giả sử dụng các tín hiệu mô phỏng được xây dựng trên phần mềm MATLAB 2024a. Bộ tín hiệu để đánh giá bao gồm có: xung ra-đa (Pulse), tín hiệu điều tần tuyến tính (linear frequency modulation - LFM), tín hiệu mã nhị phân (binary phase shift keying – BPSK), mã Frank, mã P và Zadoff-Chu. Quy trình thực hiện mô phỏng, đánh giá hiệu quả thuật toán được trình bày trên Hình 6 và Quy trình 1. Độ chính xác khi nhận dạng các tín hiệu ra-đa trên được so sánh với các cấu trúc mạng đã được huấn luyện và kiểm chứng trong deep learning toolbox MATLAB 2024a như: GoogleNet, ResNet-50 và VGG-16.

Quy trình 1: Các bước tiến hành mô phỏng

Đầu vào: Tham số tín hiệu

Đầu ra: Độ chính xác nhận dạng P_{cr} và thời gian huấn luyện t_{tr}

Bước 1: Tạo các tín hiệu ra-đa: xung, LFM, BPSK, Frank, P-code và Zadoff-Chu.

Bước 2: Thiết lập tham số (β, γ) cho hàm Wavelet hay lựa chọn hàm Wavelet (Morse, Cauhy hoặc Bessel).

Bước 3: Trích xuất đặc trưng tín hiệu bằng kỹ thuật AWT

Bước 4: Xây dựng cấu trúc mạng AlexNet

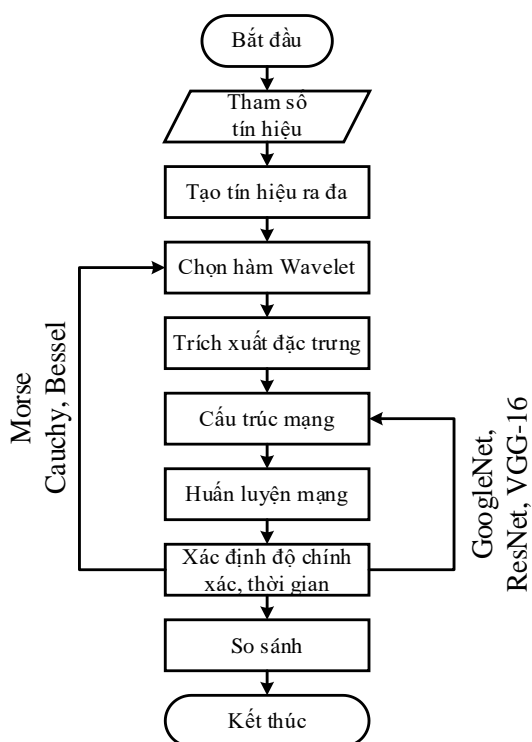
Bước 5: Huấn luyện mạng AlexNet

Bước 6: Xác định thời gian và độ chính xác nhận dạng của mạng AlexNet

Bước 7: Lặp lại các bước 3 đến 6 đối với các mạng GoogleNet, ResNet-50 và VGG-16.

Bước 8: So sánh, đánh giá hiệu quả của các phương pháp nói trên.

3.1. Xây dựng cơ sở dữ liệu



Hình 6. Sơ đồ quy trình so sánh đánh giá hiệu quả thuật toán đề xuất

3.2. Huấn luyện mạng nhân tạo

Trong bài báo này tác giả sử dụng deep learning toolbox của MATLAB 2024a và cài đặt trên máy tính cá nhân để huấn luyện các mạng nhân tạo với cấu hình: ASUS Vivobook 2023, RAM 8GB, tốc độ CPU 2,6GHz và các tham số huấn luyện như: tốc độ huấn luyện $r = 0,001$, số lần lặp, đánh giá $N_L = 5$, phương thức huấn luyện là “sgdm” và tập dữ liệu được xáo trộn trong từng vòng lặp. Ngoài ra, để đánh giá hiệu quả của thuật toán đề xuất thì cơ sở dữ liệu được chia thành 3 phần và độ chính xác trung bình khi nhận dạng và ma trận kiểm tra (confusion matrix) được lấy trong quá trình test mạng. Để đảm bảo được tính khách quan khi so sánh với các cấu trúc mạng và các hàm Wavelet, tác giả sử dụng chung 1 tập dữ liệu đầu vào.

- Phần 1 để huấn luyện mạng (80%);
- Phần 2 để kiểm tra mạng (10%);
- Phần 3 để đánh giá mạng (10%).

3.3. So sánh đánh giá hiệu quả của thuật toán

Hiệu quả của thuật toán đề xuất được đánh giá lần lượt qua 2 bước:

- Đánh giá ảnh hưởng của các hàm Wavelet (Morse, Cauchy và Bessel);
- Đánh giá hiệu quả của mạng AlexNet với các cấu trúc mạng GoogleNet, ResNet, VGG-16.

Độ chính xác nhận dạng và thời gian huấn luyện mạng là 2 tham số chính được sử dụng để đánh giá hiệu quả của các phương pháp nói trên.

3.3.1. Đánh giá ảnh hưởng của các hàm Wavelet

Đầu tiên tác giả tiến hành đánh giá ảnh hưởng của các hàm Wavelet: Cauchy, Bessel và Morse đến độ chính xác và thời gian huấn luyện mạng Alexnet (Hình 7). Ma trận đánh giá

Như đã đề cập bên trên, trong bài báo này tác giả tập trung giải quyết bài toán nhận dạng các tín hiệu ra-đa: xung, LFM, Costas, BPSK, mã Frank, P và Zadoff-Chu. Các bảng mã của tín hiệu điều chế pha được liệt kê trong Bảng 1. Các tham số để xây dựng tín hiệu và cơ sở dữ liệu được trình bày trong Bảng 2. Các tham số của các kỹ thuật trích xuất đặc trưng tín hiệu được tổng hợp trong Bảng 3.

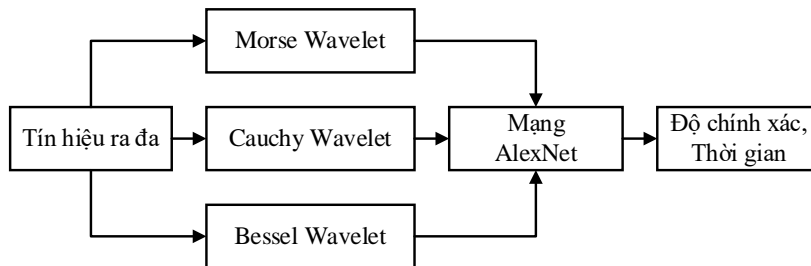
Bảng 2. Các tham số xây dựng cơ sở dữ liệu

Tham số tín hiệu	Giá trị
Tần số lấy mẫu f_s (MHz)	1000
Tần số sóng mang f_c (MHz)	50 đến 100
Độ rộng xung τ (μs)	0,1 đến 1
Số tín hiệu/dạng điều chế N (-)	500
Dạng nhiễu	Gaussian
Tỉ số tín/tạp (SNR (dB))	10, 15, 25

Bảng 3. Tham số của các kỹ thuật trích xuất đặc trưng

Kỹ thuật trích xuất đặc trưng	Tham số	Giá trị
	Hàm Cauchy Wavelet (γ, β)	1; 8
AWT	Hàm Bessel Wavelet (γ, β)	0,25; 8
	Hàm Morse Wavelet (γ, β)	3; 80

(confusion matrix), độ chính xác và thời gian huấn luyện mạng tương ứng được tổng hợp ở Bảng 4 và Hình 8.

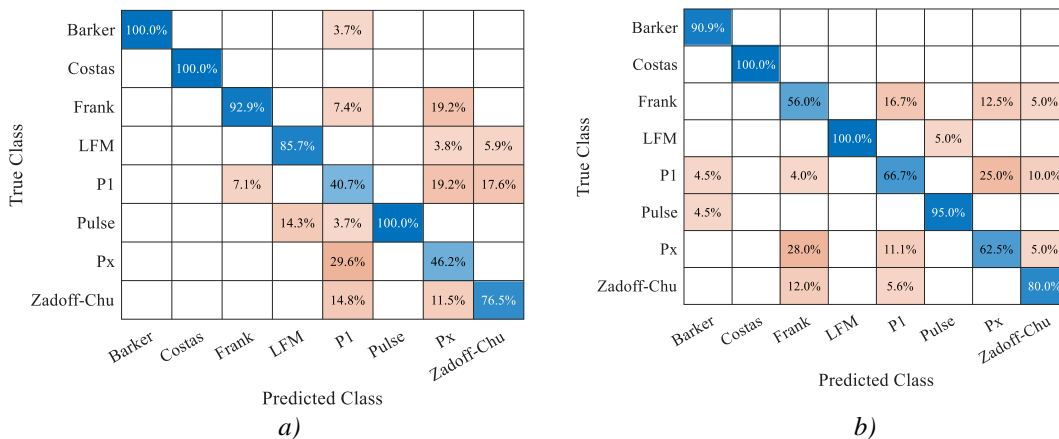


Hình 7. Sơ đồ so sánh hiệu quả của các hàm Wavelet

Bảng 4. Bảng so sánh độ chính xác và thời gian huấn luyện của các hàm Wavelet

Hàm Wavelet	Độ chính xác nhận dạng (%)	Thời gian huấn luyện (s)
Cauchy	76,88	2140
Bessel	81,88	1827
Morse	84,58	1229

Bảng 4 cho thấy, hàm Morse và Bessel cho độ chính xác nhận dạng tương đương nhau ($P_{cr} \geq 80\%$) nhưng hàm Bessel yêu cầu thời gian huấn luyện gấp 1,5 lần ($t = 1827$ s) so với hàm Morse ($t = 1229$ s). Ngoài ra, hàm Cauchy cho độ chính thấp nhất ($P_{cr} = 76,88\%$) và yêu cầu thời gian huấn luyện nhiều nhất ($t = 2140$ s) gấp 2 lần so với hàm Morse.

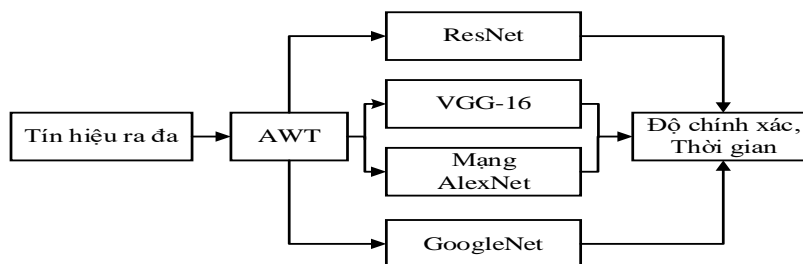


Hình 8. Ma trận đánh giá độ chính xác: (a) Cauchy và (b) Morse

Hình 8a cho thấy, hàm Cauchy Wavelet cho độ chính xác thấp nhất đối với các tín hiệu mã P1 ($P_{cr} = 40,7\%$) và Px ($P_{cr} = 46,2\%$) và cho độ chính xác cao nhất với các tín hiệu Barker, Costas hoặc xung ra-đa ($P_{cr} = 100\%$). Tương tự như vậy, hàm Morse Wavelet đã nâng cao độ chính xác khi nhận dạng các tín hiệu mã pha P1 ($P_{cr} = 66,7\%$) và Px song vẫn còn thấp ($P_{cr} = 62,5\%$). Ngoài ra hàm Morse Wavelet khó nhận dạng các tín hiệu mã Frank ($P_{cr} = 56,0\%$) và cho độ chính xác cao nhất với các tín hiệu điều chế tần số như: LFM, Costas ($P_{cr} = 100\%$).

3.3.2. Đánh giá hiệu quả của các cấu trúc mạng

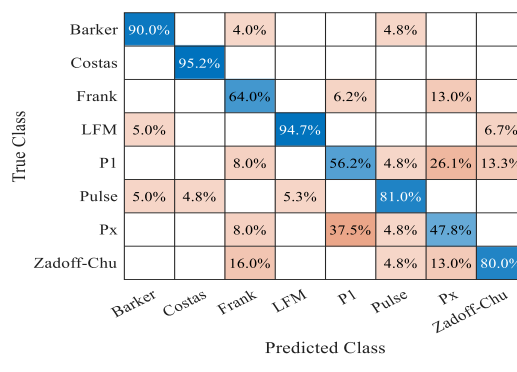
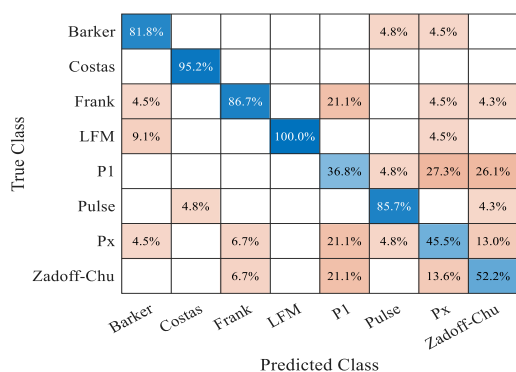
Trong phần này, tác giả tập trung đánh giá hiệu quả AlexNet với các cấu trúc khác: GoogleNet, ResNet và VGG-16 đã được huấn luyện và kiểm chứng (Hình 9). Để đảm bảo được tính khách quan trong đánh giá, tác giả sử dụng chung cơ sở dữ liệu và cùng kỹ thuật trích xuất đặc trưng. Độ chính xác và thời gian huấn luyện của các cấu trúc mạng được thống kê trong Bảng 5.



Hình 9. Sơ đồ so sánh độ chính xác nhận dạng của các cấu trúc mạng

Bảng 5. Bảng so sánh độ chính xác và thời gian huấn luyện của các cấu trúc mạng

Hàm Wavelet	Độ chính xác nhận dạng (%)	Thời gian huấn luyện (s)
AlexNet	84,58	1229
VGG-16	79,18	3011
GoogleNet	74,38	2377
ResNet-50	80,62	2905



Hình 10. Ma trận đánh giá độ chính xác: (a) GoogleNet và (b) ResNet-50

Bảng 5 cho thấy, cùng kỹ thuật trích xuất đặc trưng AWT, mạng AlexNet cho độ chính xác cao nhất ($P_{cr} = 84,58\%$) so với các mạng ResNet-50 ($P_{cr} = 80,62\%$) và VGG-16 ($P_{cr} = 79,18\%$), thấp nhất GoogleNet ($P_{cr} = 74,38\%$). Ngoài ra, cấu trúc AlexNet yêu cầu thời gian huấn luyện ($t = 1229$ s) bằng $\frac{1}{2}$ so với các cấu trúc khác ($t = 2377$ s). Ma trận đánh giá độ chính xác của mạng GoogleNet và ResNet-50 được minh họa trên Hình 10.

Hình 10a cho thấy, cấu trúc mạng GoogleNet không thích hợp để nhận dạng các tín hiệu điều chế pha trong ra-đa như: P codes, Zadoff-Chu ($P_{cr} < 55\%$) và GoogleNet thích hợp hơn cho việc nhận dạng các tín hiệu điều chế tần số Costas và LFM ($P_{cr} > 95\%$). Tương tự, cấu trúc ResNet-50 cho độ chính xác nhóm P code và Frank cao hơn so với mạng GoogleNet. Tổng quan chung, cấu trúc ResNet khó nhận dạng các tín hiệu nhóm P code hay Frank ($P_{cr} < 65\%$) (Hình 10b).

4. Kết luận

Bài báo này đề xuất một thuật toán mới để nâng cao độ chính xác khi nhận dạng các tín hiệu ra-đa: xung, LFM và các dạng mã hóa pha: BPSK, Frank, P và Zadoff-Chu phục vụ cho trình sát điện tử. Thuật toán đề xuất bao gồm có 2 bước chính: bước 1 sử dụng phân tích Wavelet để trích xuất đặc trưng tín hiệu trên cả hai miền thời gian-tần số. Bước 2 sử dụng mạng AlexNet để nhận dạng tín hiệu. Hiệu quả của thuật toán được đánh giá trên MATLAB với 2 trường hợp. Trường hợp 1 đánh giá ảnh hưởng của các hàm Wavelet đến độ chính xác nhận dạng tín hiệu và thời gian huấn luyện. Trường hợp 2 là so sánh độ chính xác nhận dạng của mạng AlexNet với các cấu trúc mạng khác. Kết quả cho thấy, hàm Morse Wavelet cho độ chính xác nhận dạng cao nhất

$P_{cr} = 84,58\%$, tiếp theo là Bessel ($P_{cr} = 81,88\%$) và thấp nhất là Cauchy ($P_{cr} = 76,88\%$). Mặt khác, thuật toán đề xuất cũng cho kết quả chính xác hơn so với các cấu trúc mạng đã được huấn luyện trước như GoogleNet ($P_{cr} = 74,38\%$), ResNet-50 ($P_{cr} = 80,62\%$) và VGG-16 ($P_{cr} = 79,18\%$). Ngoài ra, thuật toán đề xuất yêu cầu thời gian huấn luyện ($t = 1229$ s) giảm $\frac{1}{2}$ so các cấu trúc mạng khác GoogleNet ($t = 2377$ s), ResNet-50 ($t = 2905$ s). Các kết quả trên cho thấy, thuật toán đề xuất đã nâng cao được độ chính xác khi nhận dạng và giảm thời gian huấn luyện để đáp ứng yêu cầu thu trình sát điện tử đó là tốc độ nhanh và độ chính xác cao.

Trong các nghiên cứu tiếp theo, tác giả tiến hành tối ưu thuật toán và kiểm chứng thuật toán với bộ tín hiệu thu thật từ thực tế và từng bước áp dụng thuật toán lên công nghệ phần cứng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/REFERENCES

- [1] P. Kim, *MATLAB deep learning: with machine learning, neural networks and artificial intelligence*, Springer, New York, USA, 2017.
- [2] M. Paluszczek and S. Thomas, *MATLAB machine learning recipes: a problem-solution approach*, Springer, New York, USA, 2019.
- [3] T. J. O'Shea, T. Roy, and T. C. Clancy, "Over-the-Air Deep Learning Based Radio Signal Classification," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 12, no. 1, pp. 168-179, Feb. 2018, doi: 10.1109/JSTSP.2018.2797022
- [4] W. Hao, Z. Chong, S. Li, and Z. Yamiao, "Research on Radar Signal Recognition Technology Based on Convolution Neural Network", in *Proceedings of the 4th International Conference on Advanced Information Science and System*, New York, USA, November 2022, no. 39, pp. 1-6, doi: 10.1145/3573834.357451.
- [5] 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.
- [6] V. Clerico, J. González-López, G. Agam, and J. Grajal, "LSTM Framework for Classification of Radar and Communications Signals," *2023 IEEE Radar Conference (RadarConf23)*, San Antonio, TX, USA, 2023, pp. 1-6, doi: 10.1109/RadarConf2351548.2023.10149618.
- [7] W. Hua, S. Wang, W. Xie, Y. Guo, and X. Jin, "Dual-Channel Convolutional Neural Network for Polarimetric SAR Images Classification," *IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Yokohama, Japan, 2019, pp. 3201-3204, doi: 10.1109/IGARSS.2019.8899103.
- [8] L. N. Trefethen, *Spectral Methods in MATLAB*, SIAM, Philadelphia, USA, 2011.
- [9] Y. P. Grishin and K. Konopko, "A Classifying Algorithm for Radar Signals Using the Wigner-Ville Distribution and the RBF Probability Density Function Estimator," *2006 International Radar Symposium*, Krakow, Poland, 2006, pp. 1-4, doi: 10.1109/IRS.2006.4338031.
- [10] W. Marta and A. Kawalec, "Application of Continuous Wavelet Transform and Artificial Neural Network for Automatic Radar Signal Recognition," *Sensors*, 22, no. 19, p. 7434, 2022, doi: 10.3390/s22197434.
- [11] A. Graham, *Communications, Radar and Electronic Warfare*, John Wiley and Sons, West Sussex, UK, 2011.
- [12] V. M. Duong, J. Vesely, P. Hubacek, P. Janu, and X. L. Tran, "Detection and Parameter Estimation of Intra-pulse Modulated Radar Signals in Complex Interference Environment," *SN Applied Sciences*, vol. 5, no. 184, 2023, doi: 10.1007/s42452-023-05403-x.
- [13] P. Hubacek, E. Hosko, and J. Vesely, *Zaklady teorie passivnich systemu I*, Brno, Czech Republic: University of Defence, 2007.
- [14] J. M. Giron-Sierra, *Digital signal processing with MATLAB examples*, vol. 1, Springer, New York, USA, 2017.
- [15] C. A. Harper, M. A. Thornton, and E. C. Larson, "Automatic Modulation Classification with Deep Neural Networks," *Electronics*, vol. 12, no. 3962, 2023, doi: 10.3390/electronics12183962.