

# NGHIÊN CỨU THUẬT TOÁN NÂNG ĐỘ CHÍNH XÁC NHẬN DẠNG CÁC TÍN HIỆU THÔNG TIN

## A NEW ALGORITHM TO IMPROVE RECOGNITION ACCURACY OF COMMUNICATION SIGNALS

Mạc Quốc Khánh\*

Viện Vũ khí, Tổng Cục công nghiệp Quốc phòng, Hà Nội, Việt Nam<sup>1</sup>

\*Tác giả liên hệ / Corresponding author: mkhanh2608@gmail.com

(Nhận bài / Received: 06/7/2024; Sửa bài / Revised: 21/8/2024; Chấp nhận đăng / Accepted: 26/9/2024)

**Tóm tắt** - Bài báo này đề xuất thuật toán mới để nâng cao độ chính xác khi nhận dạng các tín hiệu thông tin liên lạc. Thuật toán đề xuất tập trung nghiên cứu các tín hiệu điều chế tương tự và điều chế số sử dụng trong các hệ thống thông tin. Thuật toán đề xuất gồm có 2 bước chính: bước một sử dụng phân tích Wavelet để trích xuất đặc trưng tín hiệu. Mạng nhân tạo học sâu được thiết kế trong bước 2 để nhận dạng các tín hiệu. Hiệu quả của thuật toán đề xuất được đánh giá bằng tín hiệu trong MATLAB và so sánh với các phương pháp trích xuất đặc trưng thông dụng: biến đổi Fourier thời gian ngắn, phân bố Wigner-Ville và các cấu trúc mạng khác như mạng SqueezeNet, AlexNet. Các kết quả mô phỏng cho thấy, thuật toán đề xuất đạt độ chính xác khi nhận dạng cao nhất (92%) so với các phương pháp STFT và WVD. Trong khi so sánh với các cấu trúc mạng có sẵn, phương pháp đề xuất cho thời gian huấn luyện giảm đi 1,5 lần nhưng độ chính xác nhận dạng tương đương.

**Từ khóa** - Độ chính xác nhận dạng; tín hiệu thông tin; mạng nhân tạo; cơ sở dữ liệu.

### 1. Tổng quan chung

Hệ thống thông tin liên lạc (TTLL) đóng vai trò quan trọng trong tác chiến hiện đại. Hệ thống thông tin liên lạc và chính xác đảm bảo tính thống nhất trong chỉ huy, hiệp đồng và điều hành tác chiến. Chính vì vậy, việc thu và nhận dạng các tín hiệu thông tin liên lạc chính là chìa khóa để xây dựng phương thức tác chiến phù hợp và chiếm ưu thế trong chiến tranh [1, 2].

Trong những năm gần đây, vấn đề trình sát, phát hiện và nhận dạng các tín hiệu thông tin đã và đang nhận được nhiều sự quan tâm. Đã có nhiều phương pháp được đề xuất dùng trong việc trình sát, phát hiện và nhận dạng các tín hiệu thông tin. Các phương pháp này được chia thành hai nhóm chính:

- Phương pháp sử dụng các phép biến đổi;
- Phương pháp sử dụng ứng dụng của học máy (machine learning – ML) và trí tuệ nhân tạo (artificial intelligence - AI).

Phép biến đổi Fourier nhanh (fast Fourier transform – FFT) và hiển thị phổ thác nước (Waterfall plot) là các phương pháp điển hình, đang được sử dụng rộng rãi trong hệ thống trình sát hiện nay [3, 4]. Nhìn chung, nhược điểm của các phương pháp này: khó khăn khi xử lý tín hiệu với công suất thấp và chỉ đưa được dạng phổ biên độ và không có hệ thống tự động nhận dạng tín hiệu. Trong các bài báo [5, 6],

**Abstract** - This article proposes a new algorithm aimed at improving accuracy when identifying communication signals using artificial intelligence applications. The proposed research algorithm focuses on analog and digitally modulated signals commonly used in communication systems. The proposed algorithm includes two main steps: Step one is used to extract signal features using the analytic Wavelet transform. A deep learning artificial network is designed in step 2 to identify the above signals. The effectiveness of the proposed algorithm is evaluated on simulated signals in MATLAB and compared with common feature extraction methods: short-time Fourier transform, Wigner-Ville distribution, and other networks such as SqueezeNet, AlexNet. The simulation results show that the proposed algorithm achieves 92% recognition accuracy, which is higher than STFT and WVD methods. In comparison with current networks, the proposed method has a 1.5 time-reduced training time and equivalent performance.

**Key words** - Recognition accuracy; communication signals; neural networks; database.

tác giả đề cập đến phương pháp sử dụng bộ lọc tương quan để phát hiện các tín hiệu điều chế pha nhị phân (binary phase shift keying – BPSK). Phương pháp này có thể trình sát, phát hiện được với các tín hiệu có mức công suất thấp (tỉ số tín/tạp  $SNR \geq -9(\text{dB})$ ), ngược lại hạn chế của phương pháp nêu trên: chỉ áp dụng với một số dạng tín hiệu biết trước: BPSK, điều tần tuyến tính (linear frequency modulation – LFM), tín hiệu liên tục (continuous signal -CW) và xung ra đa đồng thời chỉ áp dụng được trong băng thông hẹp.

Phương pháp đầu tiên trong nhóm giải pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo để nhận dạng các tín hiệu thông tin phải kể đến đó là mạng SqueezeNet [7]. Phương pháp sử dụng mạng Squeezenet, có khả năng nhận dạng đồng thời tín hiệu thông tin và ra đa với  $SNR \geq -6(\text{dB})$ . Hạn chế của phương pháp này là đó là cấu trúc mạng phức tạp, thời gian huấn luyện lớn. Ngoài ra, các cấu trúc mạng khác: AlexNet [8], ResNet-50 [9], GoogleNet [10] và mạng nhân tạo 2 kênh (dual channel deep learning – DCNN) [11] đã áp dụng để nâng cao độ chính xác khi nhận dạng các tín hiệu. Giống như mạng Squeezenet, các cấu trúc này tương đối phức tạp và sử dụng kỹ thuật tiền xử lý: biến đổi Fourier thời gian ngắn (short time Fourier transform – STFT) và phân bố Wigner-Ville (Wigner-Ville distribution – WVD) để trích xuất đặc trưng tín hiệu trên miền thời gian-tần số (time -frequency analysis –

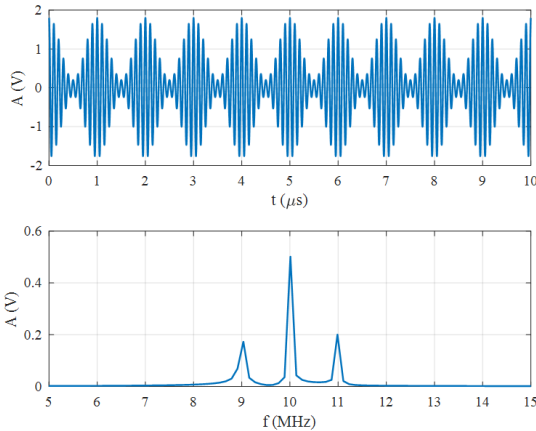
<sup>1</sup> Weapon Institute, Vietnam Defence Industry, Hanoi, Vietnam (Quốc Khánh Mạc)

TFA). Để đạt độ chính xác khi nhận dạng  $P_{cr} \geq 90\%$ , yêu cầu cơ sở dữ liệu lớn ( $N \geq 3000$  mẫu/ dạng tín hiệu) và thời gian huấn luyện trung bình  $t = 3600$  s.

Để khắc phục hạn chế của các phương pháp nêu trên, bài báo này đề xuất một thuật toán mới để nâng cao độ chính xác khi nhận dạng tín hiệu thông tin sử dụng mạng nhân tạo học sâu. Thuật toán đề xuất gồm có 2 bước: Bước 1 sử dụng phân tích Wavelet để trích xuất đặc trưng của các tín hiệu. Bước 2 sử dụng mạng học sâu để phân loại và nhận dạng. Hiệu quả của thuật toán được đánh giá trên phần mềm MATLAB và so sánh với các kỹ thuật trích xuất đặc trưng và cấu trúc mạng hiện có.

## 2. Mô hình tín hiệu thông tin

Trong phạm vi của bài báo, tác giả tập trung nghiên cứu các dạng tín hiệu điều chế tương tự: biên độ (amplitude modulation – AM), tần số (frequency modulation – FM), điều chế pha (phase modulation – PM) và các dạng tín hiệu điều chế số: điều chế khóa dịch biên (amplitude shift keying – ASK), điều chế khóa dịch tần (binary frequency shift keying – B-FSK) và điều chế mã hóa pha nhị phân (binary phase shift keying – BPSK).



Hình 1. Ví dụ minh họa tín hiệu AM và phổ biên độ [12]

### 2.1. Các tín hiệu tương tự

Tín hiệu tương tự là dạng cơ bản được sử dụng cho mục đích truyền các bản tin, âm thanh hoặc hình ảnh [12]. Trong nhóm tín hiệu này bao gồm các dạng điều chế:

- Điều chế biên độ (AM);
- Điều chế tần số (FM);
- Điều chế pha (PM).

Ưu điểm của các tín hiệu nêu trên: dễ xử lý, mang thông tin một cách đầy đủ nhất và sử dụng ít băng thông hơn các tín hiệu số. Hạn chế của các tín hiệu tương tự đó là khả năng chống nhiễu kém và cần dung lượng bộ nhớ lớn để lưu trữ. Hình 1 trình bày ví dụ minh họa điều chế biên độ AM và phổ biên độ khi không có nhiễu tác động.

### 2.2. Các tín hiệu điều chế số

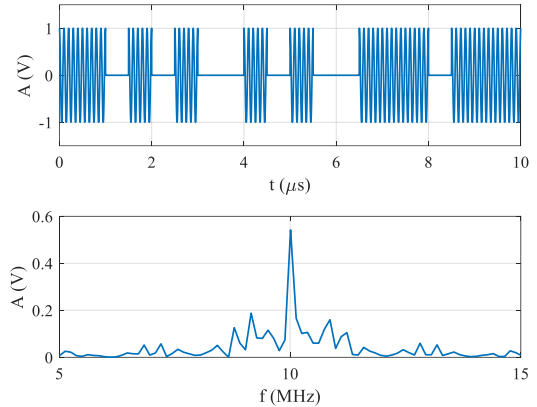
Tín hiệu điều chế số đã được nghiên cứu và phát triển để khắc phục hạn chế: khả năng chống nhiễu kém và yêu cầu dung lượng lớn để lưu trữ [12]. Trong nhóm tín hiệu này gồm có các dạng:

- Điều chế mã dịch biên (ASK);

- Điều chế mã dịch tần (FSK);

- Điều chế mã dịch pha (BSK).

So với tín hiệu tương tự, tín hiệu điều chế số có khả năng chống nhiễu tốt hơn, khả năng truyền đi xa và các thông tin được mã hóa đảm bảo tính bảo mật. Hình 2 ví dụ minh họa tín hiệu ASK và phổ biên độ của nó.

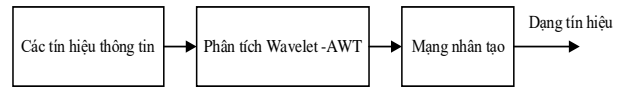


Hình 2. Ví dụ minh họa tín hiệu ASK và phổ biên độ [12]

### 2.3. Thuật toán đề xuất

Sơ đồ và các bước của thuật toán đề xuất được trình bày gồm 2 bước chính (Hình 3).

- Kỹ thuật phân tích Wavelet (analytic Wavelet transform – AWT) để trích xuất đặc trưng tín hiệu;
- Nhận dạng tín hiệu sử dụng mạng nhân tạo học sâu.



Hình 3. Sơ đồ thuật toán đề xuất

### 2.4. Trích xuất đặc trưng tín hiệu

Ngoài các kỹ thuật được thông dụng STFT, WVD để trích xuất đặc trưng của tín hiệu thì phép biến đổi Wavelet liên tục (continuous Wavelet transform – CWT) có thể sử dụng để trích thông tin của tín hiệu trên cả hai miền thời gian và tần số. CWT của tín hiệu  $r(t)$  được định nghĩa theo (1) [13]:

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

Trong đó,  $a$  là hằng số,  $\tau$  là độ giữ chậm,  $\psi(t)$  là hàm Wavelet chính và  $\psi^*(t)$  là liên hợp phức của  $\psi(t)$ . Trong trường hợp  $\psi(\omega) = 0$  khi  $\omega < 0$ , CWT được gọi là phân tích Wavelet và tính trên miền tần số bằng biểu thức (2).

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

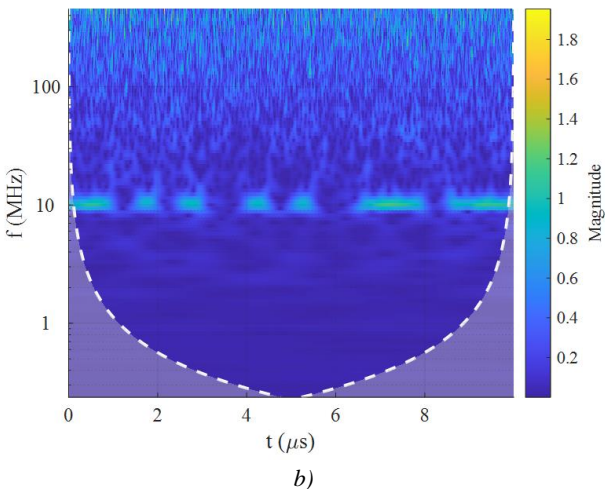
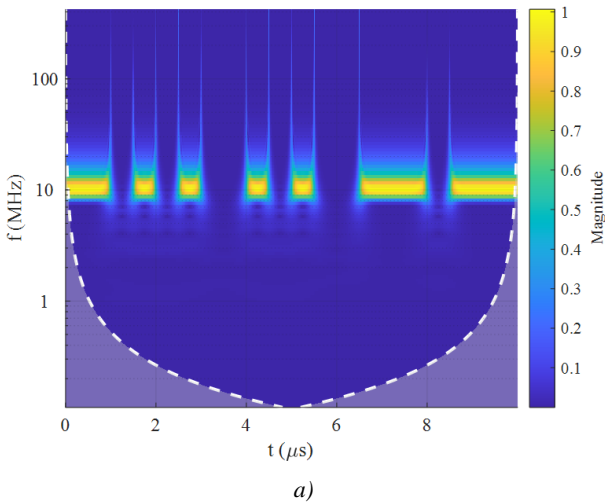
Trong đó,  $\omega = 2\pi f_c$  với  $f_c$  là tần số sóng mang của tín hiệu và  $\psi^*(a\omega)$ ,  $R(\omega)$  là biểu diễn của  $\psi^*(t)$ ,  $r(t)$  trên miền tần số. Mặt khác, trong bài báo này sử dụng hàm Wavelet chính là morse Wavelet. Hàm morse Wavelet được định nghĩa theo công thức (3).

$$\Psi_{\beta,\gamma}(\omega) = U(\omega) a_{\beta,\gamma} \omega^\beta e^{-\omega\gamma} \quad (3)$$

Trong đó,  $U(\omega)$  là hàm đơn vị,  $\beta, \gamma$  là các tham số để hiệu chỉnh hàm Wavelet và  $a_{\beta,\gamma}$  là hằng số chuẩn hóa được tính theo công thức (4).

$$a_{\beta,\gamma} = 2 \left( \frac{e^\gamma}{\beta} \right)^\beta \quad (4)$$

Hình 4 minh họa kết quả trích xuất đặc trưng tín hiệu ASK (Hình 2) trên cả 2 miền thời gian-tần số khi không có nhiễu (Hình 4a) và khi có nhiễu tác động (Hình 4b) với tham số Wavelet  $\gamma = 9$  và  $\beta = 27$ . Hình 4b cho thấy, AWT trích xuất được đặc trưng tín hiệu với công suất thấp (SNR = -6(dB)). Các ảnh thời gian-tần số của tín hiệu sau đó đưa vào mạng nhân tạo để huấn luyện và nhận dạng.



Hình 4. Kết quả trích xuất đặc trưng của tín hiệu ASK: a) không có nhiễu; b) SNR = -6 dB

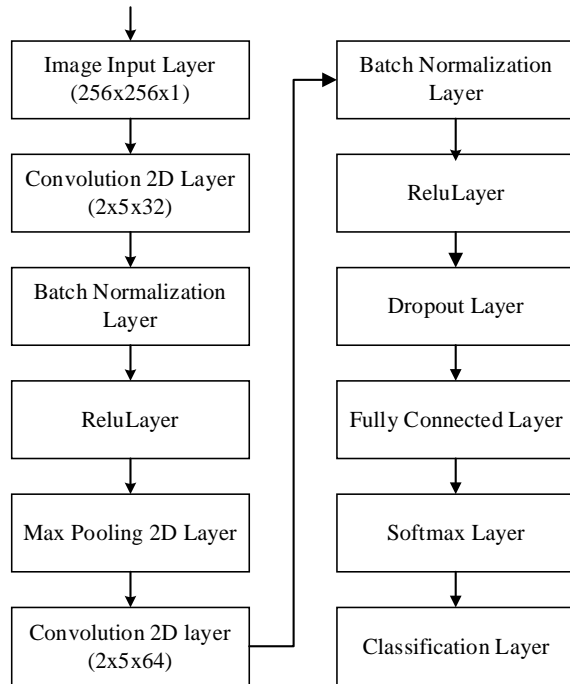
**2.5. Xây dựng mạng nhân tạo**

Sơ đồ cấu trúc của mạng nhân tạo để nhận dạng (bộ nhận dạng) các tín hiệu thông tin được trình bày trong Hình 5. Bộ nhận dạng bao gồm các lớp:

- Đầu vào của bộ nhận dạng là các ảnh thời gian-tần số của tín hiệu với kích thước 256x256x1.

- Để giảm thời gian huấn luyện, bộ nhận dạng bao gồm 2 lớp tích chập 2D với kích thước 2x5x32 và 2x5x64, 2 lớp chuẩn hóa, 2 lớp Relu và 1 lớp Dropout.

- Các lớp Fully Connected, Softmax và Classification được sử dụng để nhận dạng tín hiệu.



Hình 5. Sơ đồ cấu trúc mạng nhân tạo

**3. Đánh giá hiệu quả của thuật toán**

Để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất, tác giả sử dụng dữ liệu xây dựng trong MATLAB và tuân tự theo các bước sau:

- Tạo cơ sở dữ liệu các tín hiệu thông tin;
- Huấn luyện mạng nhân tạo;
- So sánh, đánh giá độ chính xác và thời gian huấn luyện với các mạng nhân tạo khác.

**3.1. Xây dựng cơ sở dữ liệu**

Như đã đề cập ở phần trên, bài báo tập trung chủ yếu vào các dạng tín hiệu thông tin tương tự và thông tin số: AM, FM, ASK, B-FSK và BPSK trong môi trường nhiễu Gaussian và Rayleigh. Các tham số chung để xây dựng cơ sở dữ liệu được tổng hợp trong Bảng 1 và tham số của AWT để trích xuất đặc trưng tín hiệu được thống kê trong Bảng 2.

Bảng 1. 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
Tần số điều chế $f_m$ (MHz)	0.1 đến 1
Số lượng tín hiệu/dạng điều chế N	500
Tỉ số SNR (dB)	-10 đến 20
Các dạng nhiễu	Gaussian, Rayleigh

**Bảng 2.** Tham số của AWT

Tham số	Giá trị
Tần số lấy mẫu $f_s$ (MHz)	1000
Hệ số $\gamma(-)$	9
Hệ số $\beta(-)$	27
Hàm Wavelet chính	Morse

**3.2. Huấn luyện mạng**

Trong bài báo, tác giả sử dụng máy tính cá nhân ASUS K73SV với cấu hình Intel Core i5, RAM 8GB, tốc độ xử lý 2,3 GHz cài MATLAB 2021b và tham số sử dụng để huấn luyện mạng được liệt kê trong Bảng 3. Để huấn luyện mạng, cơ sở dữ liệu được chia thành 3 phần chính:

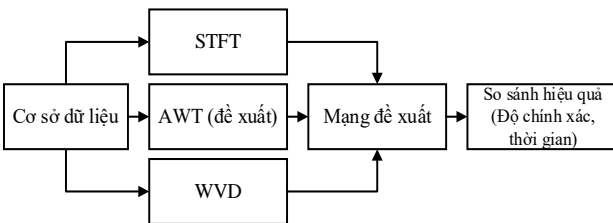
- Phần cho huấn luyện (80%);
- Phần cho kiểm tra (10%);
- Phần cho đánh giá (10%).

**Bảng 3.** Tham số để huấn luyện mạng.

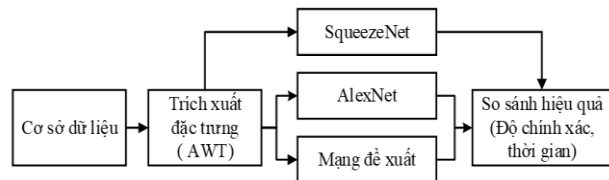
Tham số	Giá trị
Tốc độ huấn luyện	0.001
Số lần lặp tối đa	5
Tần suất đánh giá	5

**3.3. So sánh, đánh giá hiệu quả của thuật toán**

Đầu tiên, hiệu quả của thuật toán còn được so sánh với các phương pháp trích xuất đặc trưng tín hiệu thông dụng khác như: STFT và WVD (Hình 6). Ngoài ra, hiệu quả của thuật toán đề xuất được so sánh với các mạng đã được xây dựng, kiểm chứng: SqueezeNet và Alexnet thông qua các tham số: “Confusion matrix”, thời gian huấn luyện và độ chính xác khi nhận dạng. Sơ đồ tổng quan để so sánh đánh giá giá hiệu quả thuật toán đề xuất được trình bày trên Hình 6 và Hình 7.



**Hình 6.** Sơ đồ so sánh, đánh giá hiệu quả các kỹ thuật trích xuất đặc trưng tín hiệu



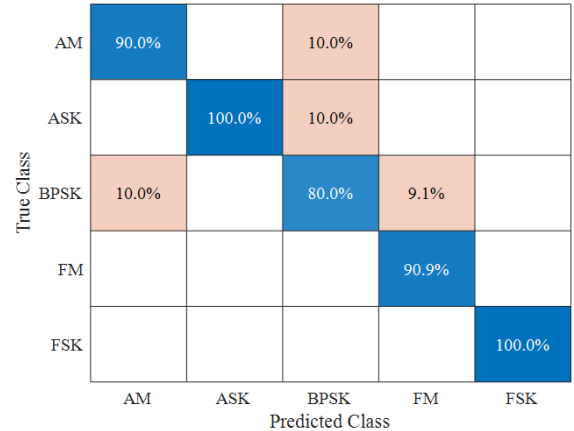
**Hình 7.** Sơ đồ so sánh, đánh giá hiệu quả của các cấu trúc mạng nhân tạo

**3.3.1. So sánh, đánh giá với các kỹ thuật trích xuất đặc trưng khác**

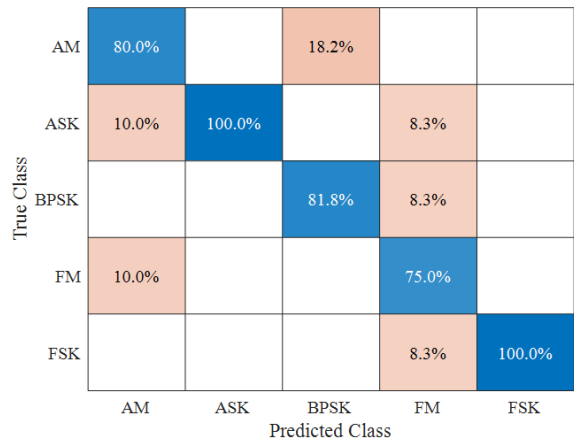
Ma trận đánh giá, thời gian huấn luyện và độ chính xác trung bình của các kỹ thuật trích xuất đặc trưng được trình bày trên Hình 8 và Bảng 4.

Hình 8a cho thấy, kỹ thuật AWT nhận dạng được tất cả

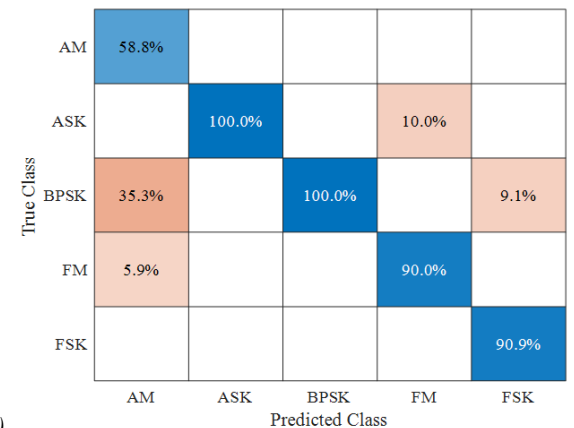
các dạng tín hiệu đề cập với độ chính xác  $P_{cr} \geq 80\%$ , trong đó độ chính xác cao nhất đối với tín hiệu FSK, ASK với  $P_{cr} = 100\%$  và thấp nhất với tín hiệu BPSK với  $P_{cr} = 80\%$ . Tương tự, kỹ thuật STFT nhận dạng chính xác nhất với các dạng tín hiệu ASK, FSK ( $P_{cr} = 100\%$ ) và STFT gặp vấn đề với các tín hiệu FM ( $P_{cr} = 75\%$ ) và AM ( $P_{cr} = 80\%$ ) (Hình 8b). Ngược lại với 2 kỹ thuật trên, WVD có khả năng nhận dạng chính xác các tín hiệu FM và các tín hiệu điều chế số ASK, FSK và BPSK với độ chính xác  $P_{cr} \geq 90\%$ , nhưng WVD khó phân biệt được tín hiệu AM ( $P_{cr} = 58,8\%$ .) với BPSK.



a)



b)



c)

**Hình 8.** Ma trận đánh giá độ chính xác: a) đề xuất; b) STFT; c) WVD

**Bảng 4.** So sánh thời gian, độ chính xác của các kỹ thuật trích xuất đặc trưng

Kỹ thuật trích xuất đặc trưng	Độ chính xác trung bình $P_{cr}$ (%)	Thời gian huấn luyện mạng (s)
AWT	92	510
STFT	90	750
WVD	68	485

Bảng 4 cho thấy, kỹ thuật AWT cho độ chính xác trung bình khi nhận dạng các tín hiệu cao nhất  $P_{cr} = 92\%$  và thời gian huấn luyện mạng tương đương với WVD  $t \approx 500$  s. Trong khi đó, STFT cho hiệu suất tương đương với AWT ( $P_{cr} = 90\%$ ) nhưng cần nhiều thời gian huấn luyện mạng hơn  $t = 750$  s. Các yếu tố ảnh hưởng trực tiếp tới các kết quả trên đó là do độ phân giải của ảnh thời gian - tần số (ATF) của các kỹ thuật STFT và WVD phụ thuộc vào số điểm FFT. Để tăng độ phân giải của ATF cần tăng số điểm FFT và điều này ảnh hưởng trực tiếp đến thời gian tạo cơ sở dữ liệu và huấn luyện mạng. Hay nói cách khác, để nâng cao hiệu quả nhận dạng cho các mạng sử dụng kỹ thuật trích xuất đặc trưng STFT và WVD cần tối ưu hóa số điểm FFT.

### 3.3.2. So sánh đánh giá với các cấu trúc mạng khác

Ma trận đánh giá, thời gian huấn luyện và độ chính xác trung bình của các cấu trúc mạng được trình bày trên Hình 9 và Bảng 5.

**Bảng 5.** So sánh thời gian và độ chính xác của các cấu trúc mạng nhân tạo

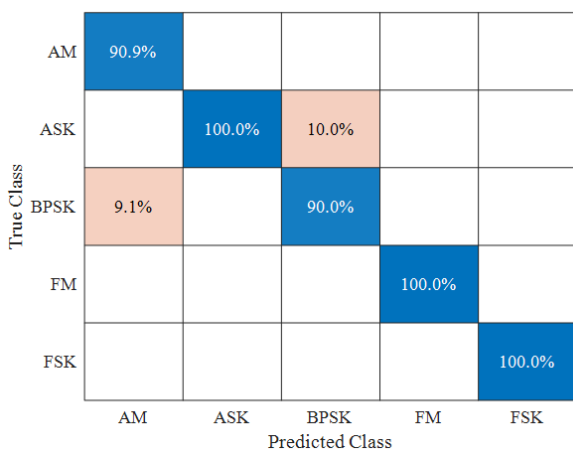
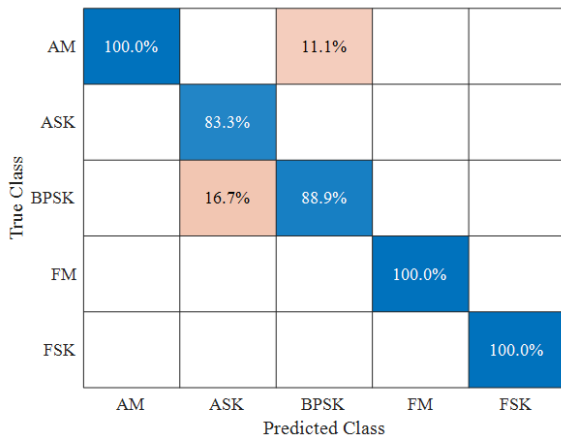
Cấu trúc mạng	Độ chính xác trung bình $P_{cr}$ (%)	Thời gian huấn luyện (s)
Đề xuất	92	510
SqueezeNet	94	750
AlexNet	96	893

Hình 9a cho thấy, cấu trúc mạng SqueezeNet đều nhận dạng được các tín hiệu với độ chính xác  $P_{cr} \geq 83\%$  và cấu trúc mạng này chỉ gặp khó khăn khi nhận dạng tín hiệu ASK ( $P_{cr} = 83,3\%$ ). Trong khi đó, cấu trúc mạng AlexNet nhận dạng các tín hiệu với độ chính xác lên tới  $P_{cr} \geq 90\%$  và đã khắc phục được các hạn chế của phương pháp đề xuất, cũng như SqueezeNet.

Bảng 5 cho thấy, cùng một kỹ thuật trích xuất đặc trưng (AWT) các mạng đề xuất, SqueezeNet, Alexnet đều cho độ chính xác trung bình khi nhận dạng  $P_{cr} \geq 90\%$ . Trong đó, độ chính xác cao nhất là mạng AlexNet ( $P_{cr} = 96\%$ ), tiếp theo SqueezeNet ( $P_{cr} = 94\%$ ) và mạng đề xuất với ( $P_{cr} = 92\%$ ). Độ chính xác khi nhận dạng tín hiệu không nhiều ( $\Delta P_{cr} = 4\%$ ) giữa các cấu trúc mạng. Ngược lại, so với các cấu trúc mạng trên, thì mạng đề xuất cho thời gian huấn luyện ngắn nhất  $t = 510$  s, mạng AlexNet yêu cầu thời gian  $t = 893$  s và SqueezeNet cần  $t = 750$  s. Từ các kết quả trên cho thấy, các cấu trúc mạng đã được đánh giá, kiểm chứng (AlexNet, SqueezeNet) cho độ chính xác cao hơn và thời gian huấn luyện lớn gấp 1,5 đến 2 lần so với cấu trúc mạng đề xuất. Chính vì vậy, trong trường hợp cần độ chính xác cao nên sử dụng kết hợp AWT với AlexNet, ngược lại trong trường hợp yêu cầu về mặt thời gian thì nên lựa chọn sử dụng mạng AWT kết hợp mạng đề xuất.

## 4. Kết luận

Trong bài báo này, tác giả đề xuất một thuật toán mới để nâng cao độ chính xác nhận dạng các tín hiệu thông tin tương tự cũng như thông tin số bằng cách sử dụng kết hợp phân tích Wavelet (AWT) và mạng nhân tạo học sâu. Thuật toán đề xuất bao gồm 2 phần chính: Phần 1 sử dụng phân tích Wavelet để trích xuất đặc trưng tín hiệu trên cả hai miền thời gian - tần số. Phần 2 sử dụng mạng nhân tạo học sâu để nhận dạng tín hiệu. Hiệu quả của thuật toán đề xuất được đánh giá bằng các tín hiệu trong MATLAB và so sánh với các kỹ thuật trích xuất đặc trưng STFT, WVD và các cấu trúc mạng đã đề xuất, kiểm chứng: SqueezeNet và AlexNet. Các kết quả mô phỏng cho thấy, với kỹ thuật trích xuất đặc trưng AWT cho độ chính xác cao nhất  $P_{cr} = 92\%$  trong khi STFT ( $P_{cr} = 90\%$ ) và WVD ( $P_{cr} = 68\%$ ) và thời gian huấn luyện tương đương. Trong khi so sánh với các cấu trúc mạng có sẵn (SqueezeNet, Alexnet) thì phương pháp đề xuất cho độ chính xác thấp hơn (SqueezeNet  $P_{cr} = 94\%$  và AlexNet  $P_{cr} = 96\%$ ) nhưng ngược lại, phương pháp đề xuất giảm thời gian huấn luyện 1,5 đến 2 lần so với các cấu trúc nói trên.



**Hình 9.** Ma trận đánh giá độ chính xác: a) SqueezeNet; b) AlexNet



Trong các nghiên cứu tiếp theo, tác giả tiến hành đánh giá hiệu quả của thuật toán đề xuất với bộ dữ liệu thực tế và từng bước xây dựng bộ nhận dạng trên phần cứng.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] R. A. Poisel, *Information Warfare and Electronic Warfare Systems*, Artech House, London, UK, 2013. ISBN: 9781608077052.
- [2] R. K. R. Yarlagadda, *Analog and Digital Signal and Systems*, Springer, New York, USA, 2010. ISBN: 9781441900333.
- [3] A. Graham, *Communications, Radar and Electronic Warfare*, John Wiley and Sons, West Sussex, UK, 2011. ISBN: 9780470688717.
- [4] L. N. Trefethen, *Spectral Methods in MATLAB*, SIAM, Philadelphia, USA, 2011. ISBN: 978-0-89871-465-4.
- [5] 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. <https://doi.org/10.1007/s42452-023-05403-x>.
- [6] V. M. Duong, J. Vesely, P. Hubacek, P. Janu, and N. G. Phan, "Detection and Parameter Estimation Analysis of Binary Shift Keying Signals in High Noise Environments", *Sensors*, vol. 22, no. 9, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22093203>.
- [7] 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.
- [8] C. A. Harper, M. A. Thornton, and E. C. Larson, "Automatic Modulation Classification with Deep Neural Networks", *Electronics*, vol. 12, no. 3962, 2023, <https://doi.org/10.3390/electronics12183962>.
- [9] G. Qiang, X. Yu, and G. Ruan, "LPI Radar Waveform Recognition Based on Deep Convolutional Neural Network Transfer Learning", *Symmetry*, vol. 11, no. 4, pp. 540, 2019, <https://doi.org/10.3390/sym11040540>.
- [10] W. Hao, Z. Chong, S. Li, and Z. Yamiao, "Research on Radar Signal Recognition Technology Based on Convolution Neural Network", in *Proceedings of the 4<sup>th</sup> International Conference on Advanced Information Science and System*, New York, USA, November 2022, no. 39, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1145/3573834.357451>.
- [11] Y. Xia, Z. Ma, and Z. Huang, "Radar Waveform Recognition Based on a Two-stream Convolutional Neural Network and Software Defined Radio", *IET Radar Sonar Navig.* vol. 16, no. 5, pp. 837-851, 2022. <https://doi.org/10.1049/rsn2.12224>.
- [12] B. Sklar, "Digital Communications Fundamentals and Applications", 3rd edition, Pearson, New Jersey, USA, 2020. ISBN: 978-0134588568.
- [13] M. Walencykowska, A. Kawalec, and K. Krenc, "An Application of Analytic Wavelet Transform and Convolutional Neural Network for Radar Intrapulse Modulation Recognition", *Sensors*, vol. 23, no. 4, 2023. <https://doi.org/10.3390/s23041986>.