ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG TỰ ĐỘNG PHÂN LOẠI MỤC TIÊU RADAR CỦA MỘT SỐ MẠNG NƠ-RON HIỆN ĐẠI

Nguyễn Văn Trà[1], Đoàn Văn Sáng[2*], Vũ Chí Thanh[1], Trần Công Tráng[2]

Tóm tắt: *Hiện nay, có rất nhiều mạng nơ-ron tích chập (CNN) hiện đại được sử dụng trong ứng dụng thị giác máy tính và xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Tuy nhiên, việc đánh giá hiệu năng của các mạng nơ-ron đó cho bài toán nhận dạng mục tiêu ra đa vẫn còn hạn chế. Do đó, bài báo này sử dụng phương pháp học chuyển tiếp nhằm thực hiện khảo sát đánh giá hiệu năng của một số mạng nơ-ron học sâu đối với tập dữ liệu phân tích phổ Wavelet của tín hiệu ra đa phản hồi từ bốn mục tiêu đơn giản (trụ tròn, đĩa tròn, cầu và nón cụt). Trên cơ sở so sánh đánh giá, một mô hình mới kết hợp giữa EfficientNet và GoogleNet (tên là Efficient-GoogleNet) được đề xuất nhằm nâng cao độ chính xác phân loại mục tiêu ra đa. Kết quả là mô hình Efficient-GoogleNet cho độ chính xác cao hơn so với các mô hình còn lại. Như vậy, có thể thấy, xây dựng mạng nơ-ron phù hợp có tiềm năng lớn cho bài toán tự động phân loại mục tiêu ra đa.*

Từ khóa: Mạng nơ-ron tích chập; Nhận dạng mục tiêu ra đa; Học chuyển tiếp; Biến đổi Wavelet.

1. GIỚI THIỆU

Phân loại mục tiêu là một chức năng quan trọng trong các hệ thống ra đa hiện đại. Trong thực tế khai thác sử dụng trang thiết bị hiện nay tại các đơn vị, nhiệm vụ phân loại mục tiêu ra đa chủ yếu được thao tác thủ công bởi trắc thủ dựa vào đặc tính sóng hồi của mục tiêu kết hợp với thông tin quỹ đạo di chuyển của mục tiêu đó. Có thể thấy rằng, độ chính xác phân loại phụ thuộc rất nhiều vào kinh nghiệm và chuyên môn nghiệp vụ của người vận hành. Như vậy, nếu có sự thay đổi nhân sự thì chất lượng phân loại cũng sẽ thay đổi theo. Điều này đòi hỏi phải có một thuật toán tự động phân loại nhằm hỗ trợ ra quyết định cho trắc thủ.

Với sự phát triển mạnh mẽ của các thuật toán trí tuệ nhân tạo (AI: Artificial Intelligence) và công nghệ sản xuất chip điện tử tạo điều kiện giải quyết các bài toán phức tạp mà trước đây không thể giải quyết được bằng các phương pháp truyền thống, trong đó có bài toán tự động phân loại mục tiêu ra đa. Đã có nhiều công trình nghiên cứu cho thấy tính hiệu quả cao trong việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong bài toán tự động nhận dạng mục tiêu ra đa.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng kỹ thuật học chuyển tiếp để tận dụng cấu trúc của các mạng nơ-ron tích chập (CNN: Convolutional Neural Network) hiện đại cho bài toán phân loại mục tiêu ra đa. Như đã biết, việc thu thập dữ liệu mục tiêu ra đa hiện nay về cơ bản rất khó thực hiện. Chính vì vậy, dữ liệu mà chúng tôi sử dụng trong nghiên cứu này được giả lập bằng mô hình của các mục tiêu đơn giản (gồm mục tiêu hình trụ, đĩa tròn, cầu và nón cụt). Các đặc tính phản hồi giả lập đều dựa trên diện tích phản xạ hiệu dụng ra đa (RCS: Radar Cross Section) của các mục tiêu khi được chiếu xạ ở các góc khác nhau. Tập dữ liệu là những ảnh phổ sử dụng phân tích Wavelet. Sau đó, năm mạng CNN điển hình nhất (gồm EfficientNet, GoogleNet, SqueezeNet, ResNet-18 và MobileNet-V2) được lựa chọn để thử nghiệm so sánh tính hiệu quả phân loại mục tiêu ra đa của chúng.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Xu hướng áp dụng mạng nơ-ron trong bài toán phân loại mục tiêu ra đa

Hiện nay, các bài toán nhận dạng mục tiêu tập trung chủ yếu cho các hệ thống ra đa mặt mở phân cực (SAR) [1]. Trong khi đó, đối với ra đa quan sát thì bài toán phát hiện được quan tâm nhiều hơn [2]. Ngoài ra, còn có bài toán nhận dạng mục tiêu chuyển động dựa vào dấu hiệu micro-Doppler đối với ra đa điều tần tuyến tính liên tục (FMCW: Frequency-Modulated Continuous-Wave) sử dụng cho ứng dụng xe tự hành [3]. Đối với ra đa cảnh giới thì việc phân

loại mục tiêu trở nên khó khăn hơn. Tuy nhiên, nhiều nghiên cứu đã nỗ lực đề xuất thuật toán phân loại, nhận dạng mục tiêu. Cụ thể, một mô hình đã được ứng dụng để phân loại mục tiêu của ra đa quan sát [4]. Mô hình trong [4] đã được thử nghiệm với tập dữ liệu với hai mục tiêu là người và xe ô tô, và đạt độ chính xác phân loại lên đến 99,7%. Khi áp dụng mạng nơ-ron cho bài toán nhận dạng mục tiêu, các đặc tính phổ thời gian-tần số được sử dụng là chủ yếu. Trong đó, các đặc tính micro-Doppler là một dấu hiệu quan trọng để phân biệt các mục tiêu chuyển động, bởi vì mỗi mục tiêu sẽ có một đặc tính chuyển động riêng của nó. Dựa trên trích chọn đặc tính phổ Micro-Doppler, các tác giả trong [5] đã thực hiện phân loại các mục tiêu ra đa trên biển sử dụng mạng CNN. Kết quả nghiên cứu cho thấy tính khả dụng của mạng nơ-ron cho bài toán phân loại này. Trong một nghiên cứu khác, dữ liệu của ra đa cảnh giới cũng được phân tích, rồi sau đó được sử dụng để phân loại các mục tiêu máy bay không người lái (UAV: Unmanned Aerial Vehicle), kết quả phân loại đạt 95% [6].

2.2. Mô hình diện tích phản xạ hiệu dụng mục tiêu ra đa

Diện tích phản xạ hiệu dụng ra đa (RCS) là một đặc tính đặc biệt quan trọng để xây dựng mô hình tín hiệu phản xạ từ mục tiêu, được mô tả khái quát như sau:

$$\sigma = \lim_{R\to\infty} 4\pi R^2 \frac{|E_s|^2}{|E_i|^2}, \quad (1)$$

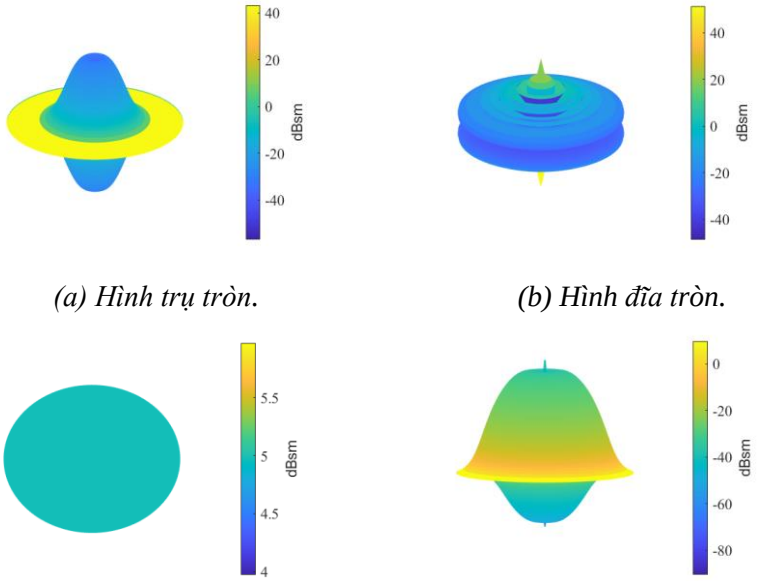
trong đó, R là cự ly giữa ra đa và mục tiêu, E_s là độ lớn trường tán xạ điện từ tại ra đa, E_i là độ lớn trường chiếu xạ điện từ tại mục tiêu. Xung ra đa chiếu xạ vào một mục tiêu ở các góc khác nhau của một vật thể sẽ cho xung phản hồi với các đặc tính biên độ và pha khác nhau. Thông thường, một mục tiêu thực tế được cấu thành từ nhiều thành phần khác nhau với những đặc tính phản xạ điện từ khác nhau. Những đặc tính này phụ thuộc vào kích thước hình học, hình dạng và vật liệu của vật thể đó. Để có thể xây dựng mô hình RCS của một mục tiêu phức tạp cần phải chia nhỏ mục tiêu thành các chất điểm có những đặc tính phản xạ đơn giản. Theo đó, trong nghiên cứu này, bốn mô hình mục tiêu đơn giản gồm hình trụ, đĩa tròn, hình cầu và nón cụt sẽ được thiết lập. Có thể khẳng định rằng, RCS của mục tiêu không chỉ phụ thuộc vào tính chất hình học và vật lý của chính nó mà còn phụ thuộc vào bước sóng của sóng điện từ chiếu xạ vào nó. Để đánh giá RCS của mục tiêu cho ra đa băng X, chúng tôi lựa chọn tần số hoạt động của ra đa là 10 GHz. Các tham số hình học của bốn mục tiêu được thể hiện trong bảng 1.

Bảng 1. *Tham số mô hình các vật thể.*

Vật thể	**Tham số**	**Giá trị**
Hình trụ tròn	Bán kính	(1 ± 0,1) m
	Chiều cao	(10 ± 0,5) m
Hình đĩa tròn	Bán kính	(1 ± 0,1) m
Hình cầu	Bán kính	(1 ± 0,1) m
Hình nón cụt	Bán kính nhỏ	1 cm
	Bán kính lớn	(1 ± 0,1) m
	Chiều cao	(10 ± 0,5) m

Mô hình RCS trong hình 1 được sử dụng để tạo mục tiêu radar giả lập với các góc phản xạ khác nhau phục vụ cho quá trình mô phỏng. Biểu đồ trong hình 2 thể hiện các mô phỏng tín hiệu phản hồi từ hình trụ và hình nón cụt theo thời gian. Trong đó, hình 2a) và 2b) thể hiện góc quay của các mục tiêu quanh trọng tâm của chúng. Hình 2c) và 2d) là cường độ của tín hiệu phản hồi

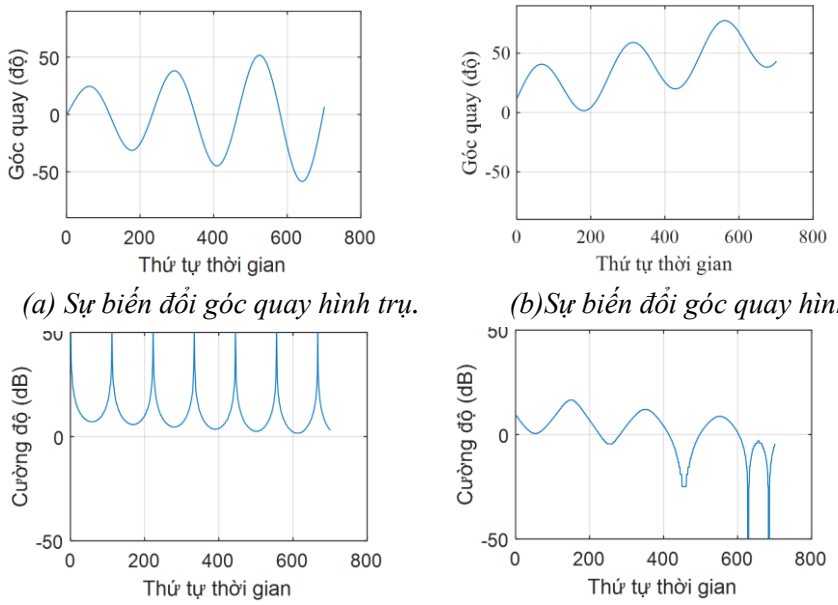
tương ứng với các góc quay khác nhau. Rõ ràng, khi các mục tiêu ở các góc quay khác nhau thì tín hiệu ra đa phản xạ từ mục tiêu đó sẽ thăng giáng biên độ rõ rệt. Đây chính là dấu hiệu đặc trưng của từng vật thể phản xạ tín hiệu ra đa có thể dùng để phân loại mục tiêu. Tuy nhiên, đó mới chỉ là những mục tiêu đơn giản được giả lập trong nghiên cứu này.



(a) Hình trụ tròn. *(b) Hình đĩa tròn.*

(c) Hình cầu. *(d) Hình nón cụt.*

Hình 1. *Đặc trưng phản xạ của các mục tiêu.*



(a) Sự biến đổi góc quay hình trụ. *(b)Sự biến đổi góc quay hình nón.*

(c) Cường độ tín hiệu phản xạ từ hình trụ. *(d) Cường độ tín hiệu phản xạ từ hình nón.*

Hình 2. *Sự thay đổi cường độ phản xạ khi vật thể quay theo các góc khác nhau.*

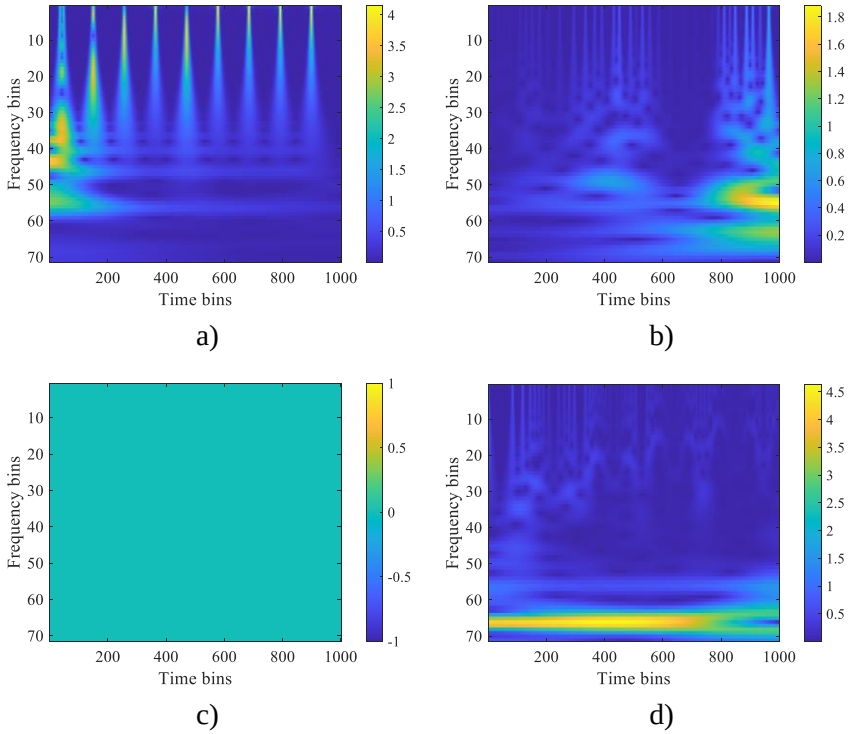
2.3. Đặc tính tán xạ sử dụng biến đổi Wavelet

Như đã biết, có một số kỹ thuật để biểu diễn tín hiệu trong miền thời gian-tần số, điển hình như biến đổi Fourier thời gian ngắn (STFT: Short Time Fourier Transform, hoặc phân bố

Wigner-Vile (WVD: Wigner-Ville Distribution), hoặc biến đổi Wavelet, v.v. Trong đó, biến đổi Wavelet được biết đến như một giải pháp phù hợp để đại diện cho các tín hiệu rời rạc [7]. Biến đổi Wavelet có độ phân giải cao trong cả miền tần số và miền thời gian. Biến đổi Wavelet không chỉ cho chúng ta biết tần số nào hiện diện trong một tín hiệu mà còn cho biết những tần số này đã xảy ra tại thời điểm nào. Điều này được thực hiện bằng cách làm việc với các cửa sổ có kích thước khác nhau. Vì vậy, trong nghiên cứu này, tín hiệu phản hồi từ mục tiêu sẽ được phân tích bởi biến đổi Wavelet (WT: Wavelet transform) để tạo ra ảnh phổ tần số-thời gian. Thông thường, hệ số của biến đổi Wavelet của tín hiệu $U(t)$ được mô tả khái quát như sau:

$$C(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} U(t) a^{-1/2} \Psi[(t-b)/a] dt \quad (2)$$

trong đó, $\Psi[(t-b)/a]$ là hàm cửa sổ Wavelet, b là độ dịch chuyển thời gian, a là độ giãn nở hàm cửa sổ Wavelet.



Hình 3. *Biểu diễn tín hiệu phản hồi theo thời gian và tần số của mục tiêu:*
a) Hình trụ; b) Đĩa tròn; c) Cầu; d) Hình nón cụt.

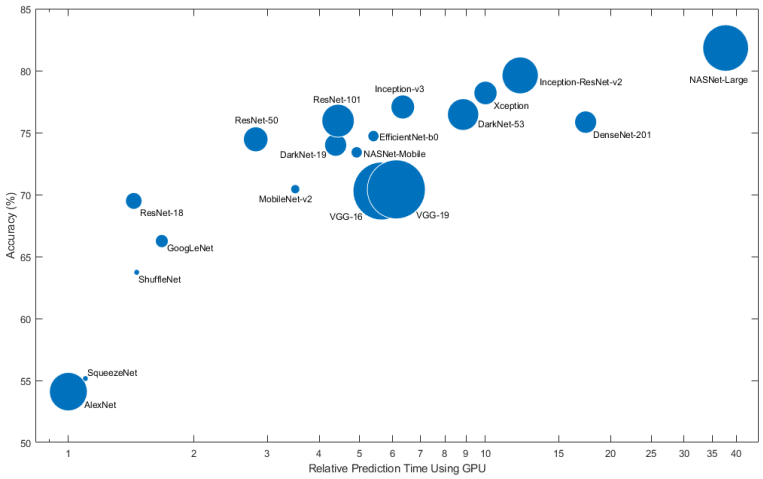
Hình 3a), b), c) và d) lần lượt thể hiện hình ảnh phổ Wavelet của các tín hiệu phản xạ từ các mục tiêu hình trụ, đĩa tròn, cầu và nón cụt. Có thể thấy rằng, phổ tín hiệu tương ứng với các mục tiêu khác nhau sẽ có biểu hiện khác nhau. Như vậy, bằng biến đổi Wavelet theo biểu thức (2) với a = 2 và b = 1, tín hiệu phản hồi từ mục tiêu có thể tạo ra tập dữ liệu có kích thước 71×1000×2, trong đó, 71 là số mẫu tần số tương ứng với số lượng kênh lọc Wavelet, 1000 là số mẫu thời gian tương ứng với số lượng xung phản hồi được thu thập cho một lần biến đổi Wavelet, 2 thể hiện thành phần thực và ảo của dữ liệu sau khi biến đổi Wavelet. Để tạo ra tập dữ liệu huấn luyện, quá trình tạo tín hiệu được lặp lại 50 lần một cách tùy ý theo các kích thước hình học (bán kính và độ cao) của vật thể khác nhau. Ngoài ra, cho mỗi kích thước sẽ có 100 chuyển động quay được giả định bằng việc thay đổi góc theo 100 đường cong hình sin ngẫu nhiên xung quanh trục quang mục tiêu. Mỗi lần di chuyển sẽ có 1000 xung phản hồi được thu thập. Do đó, sẽ có 5000 chuỗi

mẫu tín hiệu phản hồi cho mỗi mục tiêu, mỗi chuỗi có 1000 xung phản hồi. Như vậy, tổng số chuỗi cho tất cả cho bốn mục là 20000 chuỗi dữ liệu. Sau đó, tập dữ liệu sẽ được chia thành hai tập: 80% cho huấn luyện mạng nơ-ron và 20% cho kiểm tra.

3. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG VÀ THẢO LUẬN

3.1. Lựa chọn mạng nơ-ron cho bài toán phân loại mục tiêu ra đa

Trong phần này, một số mạng nơ-ron hiện đại được xem xét lựa chọn cho bài toán phân loại mục tiêu ra đa. Các tham số quan trọng nhất đối với một mạng nơ-ron là độ chính xác, tốc độ và kích thước của mạng. Trên hình 4 thể hiện những tham số cơ bản của các mạng nơ-ron phổ biến hiện tại, trong đó, trục hoành thể hiện thời gian thực thi một dự đoán, trục tung thể hiện độ chính xác phân loại và kích thước hình tròn thể hiện độ lớn của mạng.



Hình 4. *Tham số các mạng nơ-ron phổ biến.*

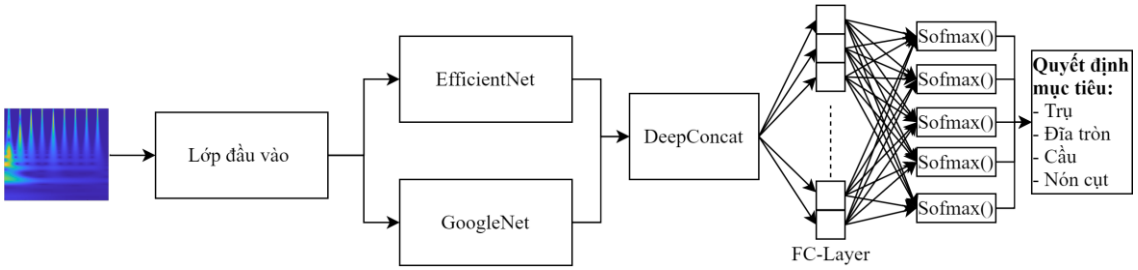
Trong phạm vi công trình nghiên cứu, các tác giả lựa chọn mạng nơ-ron đó bao gồm EfficientNet [8], GoogleNet [9], SqueezeNet [10], ResNet18 [11] và MobileNet-V2 [12] để đưa vào phân tích đánh giá vì lí do đây là các mạng nơ-ron có kích thước nhỏ, tốc độ tính toán cao sẽ phù hợp với tài nguyên phần cứng sử dụng cho quá trình mô phỏng và đảm bảo tốc độ cho bài toán nhận dạng mục tiêu ra đa. Với yêu cầu phân loại 4 kiểu loại mục tiêu ra đa mà bài báo đưa ra, chúng tôi tin tưởng rằng độ chính xác của các mạng nơ-ron được lựa chọn có thể đáp ứng được yêu cầu.

3.2. Đề xuất mô hình kết hợp Efficient-GoogleNet

Trên cơ sở thực hiện mô phỏng, tính toán hiệu năng phân loại mục tiêu của các mạng nơ-ron EfficientNet, GoogleNet, SqueezeNet, ResNet18 và MobileNet-V2, một mạng nơ-ron mới sẽ được đề xuất bằng cách kết hợp mạng EfficientNet với GoogleNet nhằm tăng cường độ chính xác phân loại mục tiêu. Các mạng nơ-ron ở trên các mô hình được sử dụng phổ biến hiện nay trong lĩnh vực thị giác máy tính. Trong nghiên cứu này, kỹ thuật học chuyển tiếp (transfer learning) được sử dụng để huấn luyện cho tập dữ liệu mục tiêu ra đa vì nó có thể tận dụng mô hình đã được huấn luyện với dữ liệu trước đó nhằm đẩy nhanh tốc độ huấn luyện cho tập dữ liệu mới thay vì khởi tạo bộ trọng số một cách ngẫu nhiên. Cụ thể, kỹ thuật học chuyển tiếp được thực hiện bằng cách thay đổi kích thước của lớp đầu vào của các mạng thành 71×1000×2 để phù hợp với tập dữ liệu mục tiêu ra đa với kích thước của ảnh phổ Wavelet 71×1000×2. Ngoài ra, lớp kết nối đầy đủ (FC layer) của các mô hình được điều chỉnh thành 5 class đầu ra tương ứng với 4 nhãn mục tiêu và 1 nhãn nhiễu thay vì 1000 class như cấu trúc ban đầu. Quá trình huấn luyện được thực hiện trong 20 epoch, batch-size bằng 32, learning rate khởi tạo là 0.01 và sau 4 epoch

thì learning rate giảm 10 lần. Quá trình huấn luyện và thử nghiệm được thực hiện trên phần cứng máy tính có cấu hình như sau: CPU AMD Ryzen 7 3700X 8-Core Processor, RAM 2x16 GB DDR4 3000 MHz, GPU NVIDIA GeForce RTX 3060 Ti. Chú ý rằng, để hiểu rõ hơn về kiến trúc các mạng EfficientNet, GoogleNet, và SqueezeNet, có thể tham khảo tại [8- 12].

Mô hình kết hợp Efficient-GoogleNet được đề xuất trong nghiên cứu này được thể hiện trong hình 5, có thể thấy rằng, trong mô hình kết hợp này, ảnh phổ Wavelet được phân ra làm hai nhánh xử lý riêng biệt. Một nhánh là mô hình EffientNet và một nhánh là GoogleNet. Các đặc tính của hai mô hình được kết hợp với nhau bởi lớp DeepConcat, và sau đó sử dụng FC layer với 5 class đầu ra kết hợp với lớp Softmax để đưa ra xác suất của các class mục tiêu. Mục tiêu được dự đoán là class có xác suất dự đoán cao nhất.



Hình 5. *Sơ đồ kết hợp mô hình Efficient-GoogleNet.*

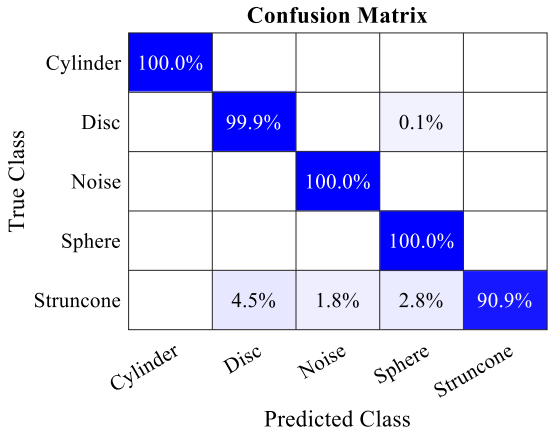
3.3. So sánh kết quả và bình luận

Hiệu năng phân loại mục tiêu của các mô hình được thể hiện trong bảng 2. Có thể nhận thấy rằng, các mô hình xem xét có độ chính xác phân loại mục tiêu đều đạt trên 90%. Trong đó, mô hình kết hợp mà chúng tôi đề xuất cho độ chính xác cao nhất (99,43%), sau đó là MobileNet-V2 (99,3%) và EfficientNet (99,25%); rồi đến ResNet18 (98,68%) và SqueezeNet (98,6%); và thấp nhất là GoogleNet (94,53%). Như vậy, mô hình kết hợp Efficient-GoogleNet cho kết quả phân loại với độ chính xác cao nhất là nhờ sự kết hợp hiệu quả trích chọn đặc tính hữu ích của cả hai mô hình EfficientNet và GoogleNet. Bên cạnh đó, thời gian thực thi cho một dự đoán mục tiêu cũng được xem xét khảo sát cho chỉ tiêu đánh giá hiệu năng của các mô hình. Mặc dù có sự khác biệt rõ ràng về thời gian thực thi khi các mô hình này được sử dụng cho bài toán phân loại 1000 đối tượng ảnh quang học (xem hình 4), nhưng khi thực thi cho bài toán phân loại mục tiêu ra đa dựa trên phổ Wavelet thì tốc độ xử lý của chúng không có nhiều sự khác biệt. Như thể hiện trong bảng 2, mô hình EfficientNet có độ trễ xử lý thấp nhất với 4,1 ms. Mô hình GoogleNet cho tốc độ nhanh thứ 2 với 5,5 ms. Tuy nhiên, khi kết hợp hai mô hình này với nhau thì tốc độ xử lý cho một dự đoán là 6,7 ms, chậm nhất so với các mô hình còn lại. Đó là vì khi kết hợp hai mô hình thì kích thước của nó tăng lên làm tiêu tốn bộ nhớ và cần nhiều thời gian hơn để xử lý.

Bảng 2. *So sánh hiệu năng của các mô hình.*

Mô hình	**Độ chính xác**	**Thời gian thực thi**	**Mô hình**	**Độ chính xác**	**Thời gian thực thi**
EfficientNet	99,25 %	4,1 ms	*ResNet18*	98,98 %	6,3 ms
GoogleNet	94,53 %	5,5 ms	*MobileNet-V2*	99,30 %	6,6 ms
SqueezeNet	98,60 %	6,1 ms	*Efficient-GoogLeNet*	99,43 %	6,7 ms

Hình 6 thể hiện ma trận so sánh (Confusion matrix) khi sử dụng mô hình kết hợp Efficient-GoogleNet để phân loại mục tiêu ra đa. Hình vẽ cho thấy, hình cầu, hình trụ và nhiễu Gauss có độ chính xác phân loại cao nhất, đạt 100%, sau đó là đĩa tròn (99,9%), rồi đến hình nón cụt (90.9%). Hơn nữa, mạng nơ-ron nhầm lẫn từ các mục tiêu khác thành mục tiêu hình cầu, đĩa tròn và nhiễu vì tại góc chiếu xạ vuông góc, nón cụt có đặc tính RCS gần giống với 3 dạng vật thể đó.



Hình 6. *Ma trận so sánh giữa các mục tiêu dự đoán so với mục tiêu giả định của mô hình kết hợp Efficient-GoogleNet.*

4. KẾT LUẬN

Bài báo đã thực hiện nghiên cứu so sánh khả năng phân loại mục tiêu ra đa của các mô hình hiện đại như: MobileNet-V2, EfficientNet, ResNet18, SqueezeNet, GoogleNet. Tập dữ liệu sử dụng để so sánh đánh giá được tạo ra từ bốn mục tiêu giả lập và một nhãn nhiễu. Dựa trên cơ sở thử nghiệm các mô hình đã khảo sát, một mô hình kết hợp Efficient-GoogleNet được đề xuất nhằm tăng cường độ chính xác phân loại các mục tiêu. Kết quả thử nghiệm cho thấy, mô hình Efficient-GoogleNet cho độ chính xác cao hơn so với các mô hình còn lại. Như vậy có thể thấy, xây dựng mạng nơ-ron phù hợp có tiềm năng lớn cho bài toán tự động phân loại mục tiêu ra đa. Trong tương lai, nhóm tác giả dự định sẽ xây dựng một mạng nơ-ron mới để có thể phân loại các mục tiêu ra đa đa dạng hơn; tiến hành thu thập mục tiêu ra đa trong thực tế để đánh giá hiệu quả của mạng nơ-ron đề xuất. Bên cạnh đó, việc sử dụng các kỹ thuật tiền xử lý cũng rất quan trọng, vì vậy, chúng sẽ được nghiên cứu để có thể gia tăng độ chính xác phân loại mục tiêu cho các mô hình mạng nơ-ron.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. S. Kazemi, B. Yonel and B. Yazici, *"Deep Learning for Direct Automatic Target Recognition from SAR Data,"* 2019 IEEE Radar Conference (RadarConf), 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/RADAR.2019.8835492.

[2]. L. Wang, J. Tang and Q. Liao, *"A Study on Radar Target Detection Based on Deep Neural Networks,"* in IEEE Sensors Letters, vol. 3, no. 3, pp. 1-4, March 2019, Art no. 7000504, doi: 10.1109/LSENS.2019.2896072.

[3]. H. Le *et al.*, *"Micro-Doppler-Radar-Based UAV Detection Using Inception-Residual Neural Network,"* 2020 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC), 2020, pp. 177-181, doi: 10.1109/ATC50776.2020.9255454.

[4]. Y. Li, Y. Rui, Y. Gao, and J. Gao *"Ground surveillance radar target classification based on 2D CNN"*, Proc. SPIE 11719, Twelfth International Conference on Signal Processing Systems, 117190N (20 January 2021); https://doi.org/10.1117/12.2581289.

[5]. N. Su, X. Chen, J. Guan, X. Mou, N. Liu, *"Detection and Classification of Maritime Target with*

Micro-motion Based on CNNs," Journal of Radars, 2018, 7(5): 565-574. doi: 10.12000/JR18077.

[6]. S. Samaras *et al., "UAV Classification with Deep Learning Using Surveillance Radar Data,"* Computer Vision Systems. ICVS 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol 11754. Springer, Cham, 2019. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34995-0_68.

[7]. D.V. Khablov, *"The Direct Continuous Wavelet Transformation in the Processing of Radio-Wave Sensor Signals"*. Meas Tech 56, 510–516 (2013). https://doi.org/10.1007/s11018-013-0236-8.

[8]. M. Tan and Q. V. Le, *"EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,"* International Conference on Machine Learning, 2019, 2019-05-28.

[9]. C. Szegedy et al., *"Going Deeper with Convolutions,"* 2014-09-17.

[10]. F. N. Iandola, S. Han, M. W. Moskewicz, K. Ashraf, W. J. Dally, and K. Keutzer, *"SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5MB model size,"* 2016-02-24.

[11]. K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, *"Deep Residual Learning for Image Recognition"*, arXiv:1512.03385, 2015.

[12]. M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.-C. Chen, *"MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks"*, arXiv:1801.04381, 2018.

ABSTRACT

PERFORMANCE EVALUATION OF STATE-OF-THE ART NEURAL NETWORKS FOR AUTOMATIC RADAR TARGET CLASSIFICATION TASK

Currently, there are many modern convolutional neural networks (CNN) used in computer vision and natural language processing. However, the performance evaluation of those neural networks for radar target recognition is still room for research. Therefore, in this paper we uses transform learning method to conduct evaluating the performance of some deep learning neural networks based on Wavelet analysis dataset of the response radar signal from four items, including cylinders, discs, spheres and struncones). Based on the evalution of networks, a new model that combine EfficientNet and GoogleNet (named Efficient-GoogleNet), was proposed to improve the radar target classification accuracy. As a result, the Efficient-GoogleNet model outperforms other ones in terms of classification accuracy. Thus, it can be seen that building a suitable neural network has promising potential for automatic radar targets classification tasks.

Keywords: Convolutional neural network; Radar target classification; Transfer learning; Wavelet transform.

Nhận bài ngày 30 tháng 6 năm 2021
Hoàn thiện ngày 30 tháng 7 năm 2021
Chấp nhận đăng ngày 02 tháng 8 năm 2021

Địa chỉ: [1]Viện Ra đa, Viện Khoa học Công nghệ quân sự;
[2]Khoa Thông tin - Ra đa, Học viện Hải quân.
*Email: doansang.g1@gmail.com.