

Tiếp cận một số mô hình học sâu phân loại dữ liệu mục tiêu ra đa hàng hải

Nguyễn Doãn Cường¹, Võ Xung Hà², Mai Đình Sinh³,
Nguyễn Việt Hùng⁴, Trương Quốc Hùng³, Phạm Văn Nhã^{1*}

¹Viện Công nghệ thông tin, Viện Khoa học và Công nghệ quân sự, 17 Hoàng Sâm, Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam;

²Viện Ra đa, Viện Khoa học và Công nghệ quân sự, 17 Hoàng Sâm, Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam;

³Học viện Kỹ thuật Quân sự, 236 Hoàng Quốc Việt, Bắc Từ Liêm, Hà Nội, Việt Nam;

⁴Trung đoàn 351, Vùng 3 Hải quân, 98 Yên Kiêu, Sơn Trà, Đà Nẵng, Việt Nam.

*Tác giả liên hệ: famvannha@gmail.com

Nhận bài: 04/8/2024; Hoàn thiện: 06/10/2024; Chấp nhận đăng: 09/10/2024; Xuất bản: 25/12/2024.

DOI: <https://doi.org/10.54939/1859-1043.j.mst.100.2024.106-112>

TÓM TẮT

Trong ra đa hàng hải, tín hiệu phản xạ đóng vai trò quan trọng trong việc nhận dạng mục tiêu. Việc ứng dụng các kỹ thuật học máy như mạng nơ-ron hồi quy (RNN) và mạng nơ-ron tích chập (CNN) đã thu hút sự quan tâm của các nhà nghiên cứu trong lĩnh vực phân tích dữ liệu ra đa. Cả lý thuyết và thực nghiệm đều chứng minh rằng việc sử dụng các kỹ thuật này có thể cải thiện hiệu suất phân loại mục tiêu ra đa dựa vào lượng dữ liệu mục tiêu phong phú. Tuy nhiên, sự hạn chế về dữ liệu ra đa thực tế đang cản trở sự phát triển của các kỹ thuật phân tích dữ liệu ra đa. Trong bài báo này, chúng tôi tập trung vào phân tích và đánh giá hiệu suất của các mô hình phân loại SCNet, TARAN, TACNN và RFRAN, tiến hành thực nghiệm và tinh chỉnh một số tham số để nâng cao hiệu quả phân loại. Các thử nghiệm được thực hiện trên các bộ dữ liệu ra đa Doppler và ra đa hàng hải. Kết quả thực nghiệm cho thấy các mô hình SCNet và RFRAN có khả năng tối ưu và có thể hỗ trợ hiệu quả việc nhận dạng mục tiêu ra đa hàng hải.

Từ khóa: Ra đa hàng hải; Học sâu; Phân loại mục tiêu; Mạng nơ-ron hồi quy; Mạng nơ-ron tích chập.

1. MỞ ĐẦU

Nhận dạng mục tiêu ra đa hàng hải là sự kết hợp giữa kết quả quan sát trực quan với kỹ thuật xử lý, phân tích dữ liệu ra đa. Sự phát triển của kỹ thuật và công nghệ nhận dạng mục tiêu hiện nay đã cho phép người dùng có thể phân biệt chính xác mục tiêu đến kiểu loại của máy bay, tên lửa, tàu thuyền hay các loại mục tiêu khác. Nhận dạng mục tiêu ra đa hàng hải được dựa vào 5 căn cứ cơ bản để phán đoán mục tiêu [1], bao gồm: Đặc trưng tín hiệu phản xạ của mục tiêu (phổ sóng hồi); Tốc độ di chuyển của mục tiêu; Cự ly phát hiện của mục tiêu; Quy luật hoạt động của mục tiêu và thông tin bên ngoài. Trong đó, căn cứ về phổ sóng hồi là quan trọng nhất, nó thể hiện ở chất lượng quỹ đạo mục tiêu và hình dạng đường bao tín hiệu mục tiêu phản xạ trở về ra đa. Từ đó, trắc thủ có thể suy diễn mức độ dao động tán xạ, ước lượng kích thước hình học và hành vi của mục tiêu. Để sử dụng kết quả phân tích phổ sóng hồi, người dùng cần xây dựng một bộ từ điển sóng hồi cho các kiểu loại mục tiêu để tra cứu và tham khảo. Số lượng kiểu loại mục tiêu ngày càng nhiều, bộ từ điển ngày càng lớn dần, trong khi đó các trắc thủ chủ yếu thao tác bằng thủ công, khả năng tính toán, phân tích có hạn [2]. Những hạn chế này đã mở ra cơ hội thu thập bộ từ điển đầy đủ và sử dụng AI để hỗ trợ trắc thủ phân tích, tra cứu và nhận dạng mục tiêu.

Gần đây, nhờ khả năng xử lý tín hiệu và tính toán thời gian thực, đã thu hút sự quan tâm rộng rãi trong lĩnh vực nhận dạng mục tiêu ra đa (RATR) [3-10]. Một số công trình điển hình như công trình [10] đề xuất một phương pháp biến đổi tối ưu mờ (FOT) để nhận dạng mục tiêu ra đa. Phương pháp RFRAN [11] được đề xuất bằng cách kết hợp mạng nơ-ron hồi quy, cơ chế chú ý và phân cụm sâu để xử lý tín hiệu ra đa.

Theo thực tế thu thập dữ liệu ra đa hàng hải cho thấy dữ liệu ra đa tồn tại sự tương đồng giữa các loại mục tiêu và sự thay đổi liên tục của tín hiệu phản xạ. Chẳng hạn: i) Hai loại tàu thuyền

khác nhau có thể tạo ra các tín hiệu ra đa rất giống nhau; ii) Cùng một kiểu loại tàu thuyền nhưng tín hiệu phản xạ của 2 vòng quét ăn ten kế tiếp nhau có thể khác nhau; iii) Hai tàu thuyền khác nhau về hình dạng và kích thước, nhưng ở những vị trí khác nhau cũng có thể cho tín hiệu phản xạ giống nhau. Hơn nữa, điều kiện môi trường thay đổi cũng ảnh hưởng đến tín hiệu ra đa, làm cho việc phân loại trở nên khó khăn hơn. SCNET [12] đã được đề xuất để giải quyết vấn đề dữ liệu thiếu, không đồng nhất. Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp SCNET có khả năng hoạt động tốt hơn các phương pháp truyền thống trong việc nhận dạng mục tiêu ra đa, đặc biệt khi dữ liệu không đầy đủ.

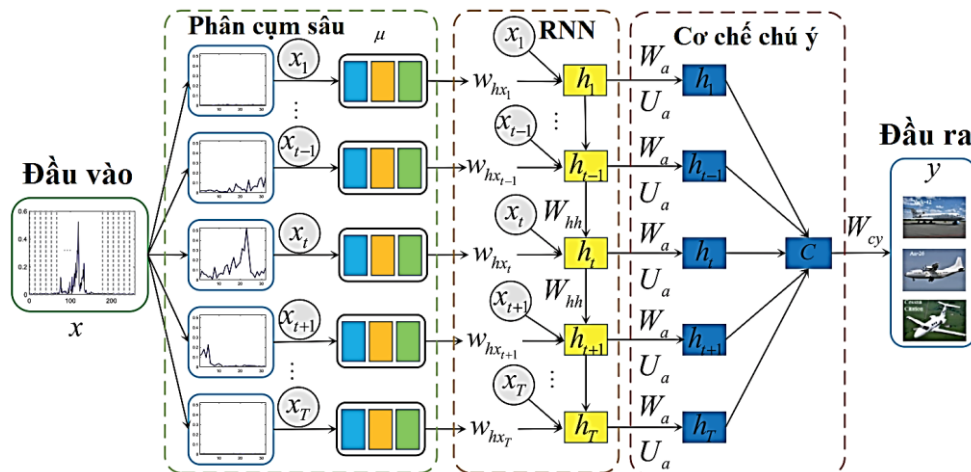
Tóm lại, các mô hình RFRAN và SCNet là 2 đại diện cải tiến của các kỹ thuật hồi quy và tích chập có khả năng học được một vài đặc trưng phức tạp của dữ liệu ra đa, trong đó có dữ liệu ra đa hàng hải. Trong bài báo này, chúng tôi phân tích mở rộng các kỹ thuật và quy trình thiết kế các mô hình phân loại. Đồng thời, triển khai thực nghiệm trên các bộ dữ liệu ra đa Doppler và ra đa hàng hải thu thập được từ đề tài nghiên cứu. Kết quả thực nghiệm được so sánh và phân tích với một vài mô hình phân loại truyền thống, làm cơ sở đề xuất giải pháp hiệu chỉnh mô hình để đạt được hiệu suất cao hơn.

Phần còn lại của bài báo được tổ chức như sau: Mục 2, phân tích thiết kế và quy trình huấn luyện, kiểm tra các mô hình RFRAN và SCNet. Mục 3, trình bày kết quả thực nghiệm các mô hình trên các bộ dữ liệu ra đa và một vài phân tích, đề xuất những phương pháp hiệu chỉnh mô hình để đạt được hiệu suất cao hơn. Cuối cùng, chúng tôi kết luận và cung cấp các hướng nghiên cứu trong tương lai trong mục 4.

2. QUY TRÌNH HUẤN LUYỆN MÔ HÌNH HỌC MÁY

2.1. Mô hình RFRAN

RFRAN (Region-Factorized Recurrent Attentional Network) [11] được kết hợp mạng nơ-ron hồi quy (RNN) với cơ chế chú ý và chiến lược phân cụm sâu để truy xuất các thông tin phân bố theo vùng của dữ liệu ra đa. Điểm đặc biệt của RFRAN là khả năng xử lý thông tin theo thời gian, tập trung vào các vùng mục tiêu quan trọng và bỏ qua các vùng nhiễu, từ đó cải thiện hiệu quả phân loại. Sơ đồ của mô hình RFRAN được biểu diễn trong hình 1.



Hình 1. Sơ đồ mô hình RFRAN [11] gồm 5 thành phần chính: a) Đầu vào; b) Phân cụm sâu; c) Mạng nơ-ron hồi quy; d) Cơ chế chú ý; e) Đầu ra.

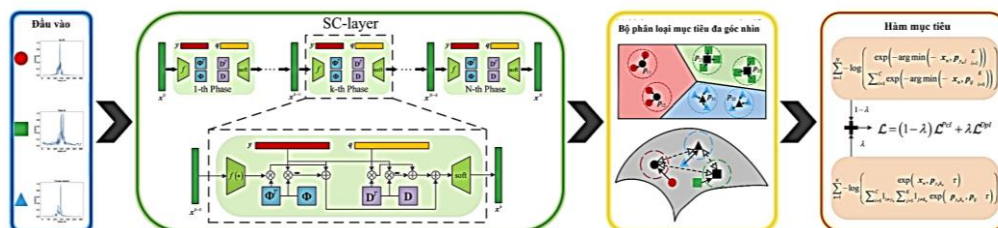
Các thành phần của mô hình RFRAN được trình bày trong các nội dung dưới đây.

Đầu vào X là chuỗi dữ liệu thời gian và tập tham số đặc trưng về cấu trúc và xử lý dữ liệu trong quá trình huấn luyện mô hình ($batch_size$, seq_len , $input_dim$). Phân cụm sâu DEC (Deep Embedded Clustering) là một mô hình kết hợp giữa học sâu và phân cụm để trích xuất các đặc

trung thông qua mạng nơ-ron tích chập và kỹ thuật phân cụm K-means. Mạng nơ-ron hồi quy RNN có khả năng ghi nhớ trạng thái trước đó để dự đoán hoặc suy diễn cho các bước tiếp theo. Cơ chế chú ý (Attention Mechanism) tập trung vào các phần tử quan trọng nhất thay vì xử lý tất cả các phần tử của đầu vào với trọng số giống nhau.

2.2. Mô hình SCNet

SCNet được thiết kế để trích xuất đặc trưng tán xạ từ tín hiệu ra đa và sử dụng các mẫu tách biệt để nhận dạng mục tiêu, đặc biệt hiệu quả với các mục tiêu có sự biến đổi về góc nhìn. SCNet có 4 thành phần chính như minh họa trong hình 2:



Hình 2. Mô hình SCNet[12] của mạng nơ-ron tán xạ.

Đầu vào X : Là dữ liệu mục tiêu ra đa, được biểu diễn bằng các đồ thị sóng phản hồi của các mục tiêu khác nhau như "People," "Drones," "Cars," v.v. **SC-layer (Scattering Center Layer):** bao gồm các pha khác nhau làm nhiệm vụ phân tích các đặc trưng tán xạ của mục tiêu. **Bộ phân loại mục tiêu đa góc nhìn:** Sử dụng các mẫu tách biệt để phân loại mục tiêu dựa trên các góc nhìn khác nhau của mục tiêu. **Hàm mục tiêu:** Hàm mục tiêu được sử dụng để tối ưu hóa mô hình. Bao gồm hai thành phần: L^{Pcl} : Hàm mất mát giúp đảm bảo mô hình học được các đặc trưng phân biệt tốt giữa các lớp mục tiêu. L^{Dpl} : Hàm mất mát giúp tối ưu hóa khoảng cách giữa các lớp khác nhau để tăng tính phân biệt giữa các mục tiêu. Kết hợp hai thành phần này với trọng số λ để tối ưu hóa toàn bộ mô hình.

2.3. Quy trình để huấn luyện mô hình phân loại

Theo kết quả khảo sát và nghiên cứu, chúng tôi tổng hợp được một quy trình xây dựng một mô hình phân loại dữ liệu, bao gồm các bước cơ bản sau:

Bước 1: Xác định vấn đề và yêu cầu dữ liệu: Bao gồm xác định mục tiêu của mô hình, lựa chọn kiểu phân loại phù hợp, đánh giá các yêu cầu về độ chính xác và tốc độ dự đoán của mô hình.

Bước 2: Thu thập và xử lý dữ liệu: Thu thập dữ liệu từ các nguồn khác nhau, như cơ sở dữ liệu, API hoặc bộ dữ liệu có sẵn. Làm sạch dữ liệu lỗi, thiếu, hoặc không phù hợp. Chuẩn hóa dữ liệu bằng cách đưa các đặc trưng về cùng một thang đo. Chuyển đổi các đặc trưng phân loại thành số. Chia tập dữ liệu thành các tập huấn luyện và kiểm thử.

Bước 3: Lựa chọn mô hình: Chọn mô hình phân loại phù hợp với loại dữ liệu và yêu cầu của đề tài nghiên cứu. Bao gồm RFRAN, TARAN, SCNet và TACNN.

Bước 4: Huấn luyện mô hình: Cung cấp tập huấn luyện cho mô hình và điều chỉnh tham số để tối ưu hóa hiệu suất.

Bước 5: Đánh giá mô hình: Sử dụng tập kiểm thử để đánh giá mô hình qua độ chính xác phân loại và phân tích ma trận nhầm lẫn để điều chỉnh mô hình.

Bước 6: Tinh chỉnh mô hình: Tối ưu hóa siêu tham số và sử dụng các phương pháp tối ưu để cải thiện hiệu suất.

Bước 7: Triển khai mô hình: Chuẩn bị mô hình để sử dụng trong môi trường thực tế. Xây dựng API hoặc tích hợp trực tiếp vào ứng dụng.

Bước 8: Bảo trì mô hình: Giám sát hiệu suất của mô hình sau khi triển khai để đảm bảo độ chính xác. Cập nhật mô hình khi có thêm dữ liệu mới hoặc khi hiệu suất giảm sút.

Quy trình này sẽ giúp chúng ta xây dựng mô hình phân loại hiệu quả từ đầu đến khi triển khai và duy trì. Tuy nhiên, mỗi mô hình học máy có thể bổ sung thêm một vài bước chi tiết. Chẳng hạn, mô hình RFRAN có công đoạn phân tích phân cụm sâu DEC, trong khi mô hình SCNet có công đoạn phân tích các đặc trưng tán xạ. Mỗi công đoạn bổ sung tạo nên những khác biệt và cải thiện hiệu suất cho mô hình được tích hợp.

3. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

3.1. Phương pháp thực nghiệm

Dữ liệu được thử nghiệm bao gồm 2 bộ dữ liệu ra đa hàng hải và bộ dữ liệu ra đa Doppler. Dữ liệu mục tiêu được định dạng bởi các ma trận 2 chiều lưu trong các tệp “*.csv”. Mỗi bộ dữ liệu bao gồm các tệp “*.csv” được tổ chức trong các thư mục, mỗi thư mục mang tên kiểu loại của dữ liệu, chứa các tệp “*.csv” tương ứng.

Bộ dữ liệu ra đa Doppler được thu thập và gán nhãn bởi nhóm nghiên cứu [13, 14] từ RAD-DAR (Digital Array Receiver), bao gồm 3 thư mục tương ứng với 3 kiểu loại mục tiêu Cars (5.720 mẫu), Drones (5.065 mẫu) và People (6.700 mẫu). Mỗi tệp dữ liệu “*.csv” chứa ma trận 11x61, được cắt ra từ ma trận 4092x512 tương ứng với mỗi cảnh được thu được.

Bộ dữ liệu ra đa hàng hải được thu thập bởi đề tài nghiên cứu, bao gồm 5 thư mục tương ứng với 5 kiểu loại mục tiêu Tàu cá (4.744 mẫu), Tàu nghiên cứu biển (5.328 mẫu), Tàu thương mại (3.840 mẫu), Tàu cứu hộ (3.942 mẫu) và Tàu chấp pháp (7.533). Mỗi tệp dữ liệu “*.csv” chứa ma trận 40x40, được cắt ra từ ma trận 6.200x18.520 tương ứng với mỗi trang video.

Thực nghiệm kiểm tra mô hình phân loại được tiến hành trên các mô hình SCNet [12] để nhận dạng mục tiêu ra đa dựa trên phân tích các trung tâm tán xạ trong dữ liệu ra đa; TARAN [7] sử dụng cơ chế chú ý và mạng RNN để xác định và lưu giữ các đặc trưng quan trọng; TACNN [8] kết hợp mạng nơ-ron tích chập và cơ chế chú ý để trích xuất các đặc trưng của dữ liệu ra đa và RFRAN [12] kết hợp cơ chế chú ý và phân cụm sâu để cải thiện khả năng nhận dạng mục tiêu ra đa.

Công cụ lập trình Visual Studio Code dựa trên ngôn ngữ Python để lập trình và biên dịch các mô hình tham gia thử nghiệm.

3.2. Kết quả thực nghiệm và thảo luận

3.2.1. Thực nghiệm 1

Thực nghiệm này, chúng tôi tiến hành kiểm tra phân loại trên 2 bộ dữ liệu ra đa sử dụng các mô hình SCNet [12], TARAN [7], TACNN [8] và RFRAN [11]. Bộ tham số khởi tạo mô hình được cài đặt theo bảng 1 dưới đây.

Bảng 1. Cài đặt các tham số mô hình phân loại.

Tên tham số	Giá trị	Tên tham số	Giá trị	Tên tham số	Giá trị
Epochs	20	Num_layers	1	Hidden_dim	128
Learning_rate	0.001	Batch_size	32	Optimizer	Adam

Kết quả thực nghiệm kiểm tra các mô hình phân loại được định lượng bởi chỉ tiêu đánh giá độ chính xác phân loại và được tổng hợp trong bảng 2.

Bảng 2. Độ chính xác trên thực nghiệm kiểm tra các mô hình SCNet, TARAN, TACNN và RFRAN, sử dụng 2 bộ dữ liệu ra đa trong bảng 2.

Tên mô hình	SCNet	TARAN	TACNN	RFRAN
Ra đa Doppler	78,5%	92,1%	90,1%	90,2%
Ra đa hàng hải	82%	87%	90%	90%

Dựa trên các kết quả thực nghiệm chúng ta có thể thấy: Trên bộ dữ liệu ra đa Doppler, độ chính xác của các mô hình phân loại SCNet, TARAN, TACNN, RFRAN tương ứng là 78,5%, 92,1%, 90,1% và 90,2%. Trên bộ dữ liệu ra đa hàng hải, độ chính xác của các mô hình phân loại SCNet,

RFRAN, TARAN và TACNN tương ứng là 82%, 87%, 90% và 90%. Có thể lý giải rằng, các mô hình TARAN và RFRAN tỏ ra vượt trội trong việc phân loại mục tiêu ra đa, đặc biệt là trên dữ liệu Doppler dựa vào cơ chế chú ý của chúng. Trong khi mô hình SCNet chỉ đạt 78.5% cho thấy SCNet chưa phát huy khả năng phân tích chi tiết các trung tâm tán xạ trong dữ liệu ra đa.

3.2.2. Thực nghiệm 2

Trong thực nghiệm này, chúng tôi tiến hành điều chỉnh một số kỹ thuật và tham số cho các mô hình phân loại. Cụ thể là i) Điều chỉnh giảm tốc độ học Learning_rate từ 0.001 xuống 0.0001 để học được tối ưu toàn cục; ii) Điều chỉnh tăng Batch_size từ 32 lên 64 và Hidden_dim từ 64 lên 128 để giúp mô hình học được các đặc trưng phức tạp hơn từ dữ liệu ra đa.

Thực nghiệm này, chúng tôi tiếp tục tiến hành trên 2 bộ dữ liệu ra đa sử dụng các mô hình SCNet [12], TARAN [7], TACNN [8] và RFRAN [11].

Kết quả thực nghiệm kiểm tra các mô hình phân loại được định lượng bởi chỉ tiêu đánh giá độ chính xác phân loại và được tổng hợp trong bảng 3 dưới đây.

Bảng 3. Độ chính xác trên thực nghiệm kiểm tra các mô hình SCNet, TARAN, TACNN và RFRAN.

Tên mô hình	SCNet	TARAN	TACNN	RFRAN
Bộ dữ liệu ra đa Doppler	92%	87%	90%	85%
Bộ dữ liệu ra đa hàng hải	88%	82%	91%	90%

Theo kết quả thực nghiệm từ 2 cài đặt các mô hình phân loại, chúng ta nhận thấy:

- Về hiệu suất phân loại: TACNN và SCNet cho thấy hiệu quả phân loại cao trên cả hai bộ dữ liệu, với SCNet tỏ ra nổi trội hơn một chút trên dữ liệu Doppler, trong khi TACNN thể hiện sự ổn định trên dữ liệu cảnh giới biển. Điều này cho thấy kỹ thuật tích chập phát huy được khả năng trích xuất các đặc trưng quan trọng trong ra đa Doppler.

- Về độ ổn định với dữ liệu phức tạp hơn: SCNet và TACNN phù hợp cho dữ liệu ra đa Doppler và cảnh giới biển đặc biệt TACNN đạt 91% đối với dữ liệu cảnh giới biển. Các mô hình TARAN và RFRAN có độ chính xác thấp hơn khi so sánh với SCNet và TACNN, đặc biệt trên dữ liệu mục tiêu ra đa cảnh giới biển. Tuy nhiên, sự gia tăng độ chính xác của RFRAN có thể do kỹ thuật phân cụm trong đó đã được phát huy.

3.2.3. Thực nghiệm 3

Trong thực nghiệm này, chúng tôi tiến hành bổ sung thêm thời gian huấn luyện cho các mô hình phân loại bằng cách điều chỉnh tăng tham số Epochs = 35, các tham số khác được giữ nguyên như đối với thực nghiệm 2 đã trình bày ở trên.

Thực nghiệm này, chúng tôi tiếp tục tiến hành trên 2 bộ dữ liệu ra đa sử dụng các mô hình SCNet [12], TARAN [7], TACNN [8] và RFRAN [11].

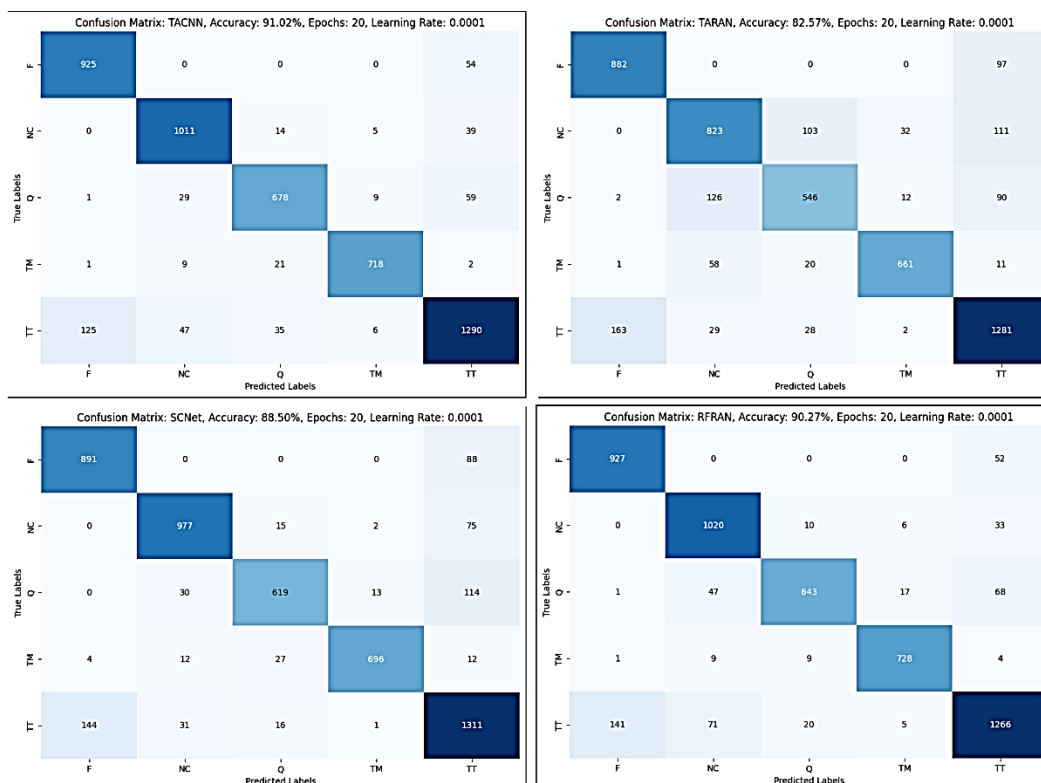
Thực nghiệm kiểm tra các mô hình phân loại được định lượng bởi chỉ tiêu đánh giá độ chính xác phân loại và được tổng hợp trong bảng 4, ma trận nhầm lẫn được trình bày trong hình 3.

Theo kết quả ma trận nhầm lẫn trong hình 3 của các mô hình phân loại dữ liệu ra đa hàng hải, chúng ta có thể dễ dàng nhận thấy độ chính xác phân cụm đạt được kết quả khá cao đối với các mô hình TACNN, TARAN, SCNet và RFRAN. Tuy nhiên, mức độ nhầm lẫn vẫn xảy ra giữa các lớp với nhau. Điều này có thể lý giải rằng tồn tại một số ít các ma trận tín hiệu của các lớp có các kích thước lớn nhưng ở cự ly xa nên hình dạng tín hiệu thu được giống các ma trận của các lớp có kích thước nhỏ nhưng ở cự ly gần, nên bị nhận nhầm lẫn sang nhau.

Theo kết quả phân loại của các mô hình SCNet, TACNN, TARAN và RFRAN trong trường hợp tăng Epochs = 35 trên hai bộ dữ liệu ra đa Doppler và ra đa cảnh giới biển, chúng ta dễ dàng nhận thấy: Hiệu suất trên các mô hình đều giữ được ổn định trên bộ dữ liệu ra đa Doppler. Trong khi chỉ có các mô hình TACNN và RFRAN vẫn giữ được ổn định khi phân loại dữ liệu ra đa cảnh giới biển, số lượng lớp tham gia phân loại được tăng lên.

Bảng 4. Độ chính xác trên thực nghiệm kiểm tra các mô hình SCNet, TARAN, TACNN và RFRAN, sử dụng 2 bộ dữ liệu ra đa trong bảng 1 với điều chỉnh tăng thời gian học.

Tên mô hình	SCNet	TARAN	TACNN	RFRAN
Bộ dữ liệu ra đa Doppler	90%	90%	90%	90%
Bộ dữ liệu ra đa hàng hải	89%	84%	90%	91%



Hình 3. Ma trận nhầm lẫn.

4. KẾT LUẬN

Qua quá trình phân tích và thực nghiệm với các mô hình SCNet, TARAN, TACNN, và RFRAN, kết quả cho thấy các mô hình cơ bản đều đạt được hiệu suất khá cao, đặc biệt sau khi cải tiến các tham số như số lớp ẩn và số tầng hồi quy, với độ chính xác trên đến 90% trên cả hai bộ dữ liệu ra đa Doppler và ra đa hàng hải. Các mô hình khác như TARAN và SCNet tuy đạt kết quả thấp hơn nhưng vẫn trên 80%, chủ yếu do hạn chế trong khả năng học sâu các đặc trưng của tín hiệu ra đa. Từ các kết quả thực nghiệm này, bài báo đã đề xuất các kỹ thuật cải tiến và tối ưu hóa tham số, giúp nâng cao hiệu suất phân loại cho các bài toán phân loại dữ liệu ra đa trong tương lai.

Hướng phát triển trong tương lai cho việc cải tiến một vài kỹ thuật của mô hình RFRAN nói riêng và cả 4 mô hình nói chung. Có thể tập trung vào một số khía cạnh như: Tăng cường cơ chế chú ý đa hướng để cải thiện khả năng nhận dạng mục tiêu trong các tình huống phức tạp; Kết hợp với các phương pháp tích hợp đặc trưng từ nhiều nguồn khác nhau để tăng khả năng phân loại tốt hơn; Tối ưu hóa tham số huấn luyện như số tầng ẩn, kích thước lớp ẩn và tốc độ học có thể được điều chỉnh và thử nghiệm thêm để đạt hiệu suất tốt hơn; Phát triển mô hình kết hợp giữa học có giám sát và không giám sát để nâng cao khả năng phân loại của mô hình; Tối ưu hóa hiệu năng trên GPU giúp tăng tốc độ huấn luyện, đặc biệt với dữ liệu ra đa lớn và phức tạp để phát triển mô hình ứng dụng trong các hệ thống ra đa thời gian thực.

Lời cảm ơn: Nhóm tác giả cảm ơn sự tài trợ về kinh phí của đề tài mã số DTVCN.01.23.VCNTT.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. N.V. Hùng, “Tài liệu huấn luyện trắc thủ ra đa hàng hải,” Quân chủng Hải quân, (2014).
- [2]. P. V. Du, “Nhiệm vụ: Xây dựng hệ thống thu thập CSDL tín hiệu mục tiêu ra đa chủ động và hỗ nhận dạng mục tiêu cho hệ thống ra đa hàng hải SCORE-3000,” Quân chủng Hải quân, (2018).
- [3]. L. Du, H. Liu, Z. Bao, “Radar HRRP statistical recognition based on hypersphere model”, Signal Process., 88 (5), pp. 1176-1190, (2008).
- [4]. Hao Wan, Xu Si, Peikun Zhu, Jing Liang, “Target recognition via discriminant information and geometrical structure co-learning using radar sensor network”, Pattern Recognition, Volume 157, 110931, (2025).
- [5]. Kexin Huang, Yizhen Jia, Wen-Qin Wang, “FDA-MIMO Radar Target Recognition Based on SVM Classification with Multi-channel Feature Extraction”, Procedia Computer Science, Volume 221, pp. 1513-1518, (2023).
- [6]. Xianwen Zhang, Wenying Wang, Xuanxuan Zheng, Yao Wei, “A novel ra đa target recognition method for open and imbalanced high-resolution range profile”, Digital Signal Processing, Volume 118, 103212, (2021).
- [7]. Bin Xu, Bo Chen, Jinwei Wan, Hongwei Liu, Lin Jin, “Target-Aware Recurrent Attentional Network for Ra đa HRRP Target Recognition”, Signal Processing, Vol. 155, pp. 268-280, (2019).
- [8]. Jian Chen, Lan Du, Guanbo Guo, Linwei Yin, Di Wei, “Target-attentional CNN for Radar Automatic Target Recognition with HRRP”, Signal Processing, Vol. 196, 108497, (2022).
- [9]. Chen Jian, Du Lan, He Hua, Guo Yuchen, “Convolutional factor analysis model with application to ra đa automatic target recognition”, Pattern Recognition, Volume 87, pp. 140-156, (2019).
- [10]. Daiying Zhou, Xiaofeng Shen, Wanlin Yang, “Radar target recognition based on fuzzy optimal transformation using high-resolution range profile”, Pattern Recognition Letters, Volume 34, Issue 3, pp. 256-264, (2013).
- [11]. Chuan Du, Long Tian, Bo Chen, Lei Zhang, Wenchao Chen, Hongwei Liu, “Region-factorized recurrent attentional network with deep clustering for radar HRRP target recognition”, Signal Processing, Vol. 183, 108010, (2021).
- [12]. Qi Liu, Xinyu Zhang, Yongxiang Liu, “SCNet: Scattering center neural network for ra đa target recognition with incomplete target-aspects”, Signal Processing, Vol. 219, 109409, (2024).
- [13]. I. Roldan, C.R. del-Blanco, Á.D. de Quevedo, F.I. Urzaiz, J.G. Menoyo, A.A. López, D. Berjón, F. Jaureguizar, N. García, “DopplerNet: a convolutional neural network for recognising targets in real scenarios using a persistent range-Doppler radar”, IET Radar, Sonar & Navigation, (2020).
- [14]. Hai Le et al., “Micro-Doppler-Ra đa-Based UAV Detection Using Inception-Residual Neural Network”, International Conference on Advanced Technologies for Communications, (2020).

ABSTRACT

Deep learning models approach for maritime radar target data classification

In maritime ra đa systems, reflection signals play a crucial role in target identification. The application of machine learning techniques, such as recurrent neural networks (RNNs) and convolutional neural networks (CNNs), has gained the attention of researchers in the field of ra đa data analysis. Both theoretical and experimental results demonstrate that these techniques can enhance ra đa target classification performance by utilizing a diverse amount of target data. However, the limited availability of real ra đa data has constrained the development of ra đa data analysis techniques. In this paper, we focus on analyzing and evaluating the performance of classification models, including SCNet, TARAN, TACNN, and RFRAN. We conduct experiments and fine-tune several parameters to improve classification performance. Experiments were carried out on Doppler ra đa and maritime ra đa datasets. The results show that SCNet and RFRAN can be optimized to effectively assist in maritime radar target recognition.

Keywords: Maritime radar; Deep learning; Target classification; Recurrent Neural Networks (RNN); Convolutional Neural Networks (CNN).