



(12) BẢN MÔ TẢ SÁNG CHẾ THUỘC BẰNG ĐỘC QUYỀN SÁNG CHẾ

(19) Cộng hòa xã hội chủ nghĩa Việt Nam (VN)
CỤC SỞ HỮU TRÍ TUỆ

(11)



1-0027394

(51)^{2020.01} G01S 7/02; G06N 3/04; G06K 9/00;
G01S 13/02

(13) B

(21) 1-2017-04238

(22) 25/10/2017

(45) 25/02/2021 395

(43) 26/04/2018 361A

(73) Tập đoàn Viễn thông Quân Đội (VN)

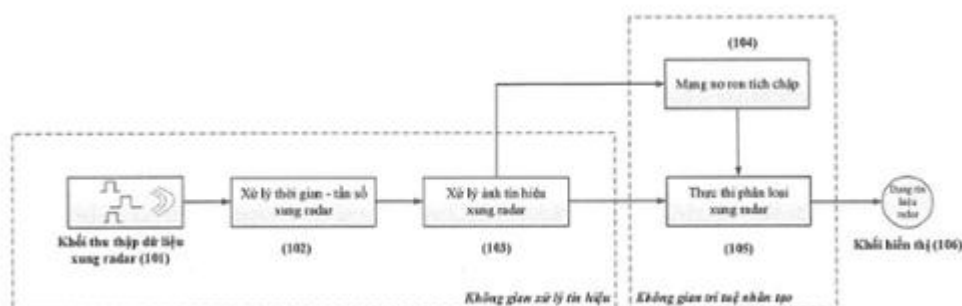
Số 1 đường Trần Hữu Dực, phường Mỹ Đình 2, quận Nam Từ Liêm, thành phố Hà Nội

(72) Đồng Quang Trung (VN); Khương Duy (VN).

(74) Công ty TNHH Tư vấn Quốc Dân (NACI CO., LTD)

(54) HỆ THỐNG VÀ PHƯƠNG PHÁP TỰ ĐỘNG PHÂN LOẠI TÍN HIỆU RAĐA SỬ DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

(57) Hệ thống và phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo được đề xuất trong sáng chế này đơn giản và hiệu quả để nhận dạng điều chế xung radar. Phương pháp không sử dụng tính toán các đặc trưng xung radar, mà thay vào đó là sử dụng biến đổi xung radar trong miền thời gian sang miền thời gian - tần số sử dụng biến đổi Choi-Williams, và sẽ thực hiện các phương pháp xử lý ảnh trên tín hiệu thời gian - tần số. Hệ thống tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo trong sáng chế này dựa trên 5 khối, cụ thể: khối thu thập dữ liệu xung radar, khối xử lý thời gian - tần số xung radar, khối xử lý ảnh nhị phân xung radar, khối mạng nơ ron tích chập, khối thực thi phân loại xung radar dựa trên phương pháp học sâu của trí tuệ nhân tạo. Phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo bao gồm 8 bước: bước 1: thu thập các dạng dữ liệu xung radar; bước 2: xử lý thời gian - tần số xung radar; bước 3: chuyển ảnh thời gian - tần số xung radar sang ảnh nhị phân; bước 4: loại bỏ nhiễu trong ảnh nhị phân; bước 5: xử lý hình thái học ảnh nhị phân; bước 6: thay đổi kích thước ảnh nhị phân; bước 7: huấn luyện học sâu dữ liệu xung radar sử dụng mạng nơ ron tích chập; bước 8: thực thi phân loại tín hiệu radar.



Lĩnh vực kỹ thuật được đề cập

Sáng chế đề xuất một hệ thống và phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo như là bước đầu của hệ thống phân loại các mục tiêu sử dụng tín hiệu radar là tín hiệu để liên lạc. Cụ thể, hệ thống và phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo trong sáng chế này sẽ nhận dạng điều chế xung radar đặc trưng cho từng loại mục tiêu cụ thể. Các mục tiêu có thể là máy bay dân sự, máy bay quân sự, hệ thống tàu biển, hệ thống radar thời tiết, radar điều khiển hỏa lực...

Tình trạng kỹ thuật của sáng chế

Các phương pháp cổ điển phân loại dạng điều chế xung radar thường được sử dụng là dựa trên tính toán các đặc trưng tín hiệu trong miền thời gian như: tính toán mô men, tính toán mật độ năng lượng, đối xứng phổ, tính toán tương quan, tính toán các trọng số... Giá trị tính toán các tham số sẽ đưa vào bảng, và đưa qua các cơ cấu phân loại dựa trên cây quyết định (decision tree). Tuy nhiên, việc dựa trên các đặc trưng tín hiệu xung radar trong miền thời gian sẽ gặp một số nhược điểm:

- Quá trình xây dựng các đặc trưng cần phải ước lượng các tham số liên quan, trong khi đó do đặc tính xung radar là ngắn, nên độ chính xác giá trị các tham số ước lượng sẽ bị hạn chế (do nhiều môi trường tác động).
- Các đặc trưng thường không ổn định trong các môi trường thu nhận khác nhau, nên việc chọn ngưỡng tín hiệu để phân loại sẽ không ổn định, nhạy cảm với môi trường.
- Việc xây dựng các đặc trưng này cần nhiều kinh nghiệm, tốn kém về mặt thời gian để xây dựng cây quyết định (decision tree). Đặc biệt khó với các dạng điều chế xung radar, do để nhận dạng xung radar cần tính toán gần 30 đặc trưng khác nhau. Nên cây quyết định (decision tree) sẽ có kích thước khá lớn.
- Các đặc trưng xung radar thường có tính tương đồng (như các dạng xung T1 $\rightarrow$ T4). Do đó các đặc trưng giữa các dạng điều chế xung trên thường giống nhau, khó phân biệt.

Ngày nay, việc ứng dụng công nghệ học sâu (deep learning) của trí tuệ nhân tạo đã đạt được nhiều thành tựu trong dân sự, nhưng ứng dụng trong dân sự nói chung, hay trong nhận dạng phân loại xung radar nói riêng là còn hạn chế.

Sáng chế sẽ giới thiệu một hệ thống và phương pháp mới đơn giản và hiệu quả để nhận dạng điều chế xung radar. Phương pháp không sử dụng tính toán các đặc trưng xung radar, mà thay vào đó là sử dụng biến đổi xung radar trong miền thời gian sang miền thời gian – tần số sử dụng biến đổi Choi-Williams, và sẽ thực hiện các phương pháp xử lý ảnh trên tín hiệu thời gian – tần số. Từ đó, dựa vào mô hình học sâu (deep learning) của trí tuệ nhân tạo để phân loại dạng điều chế xung radar.

Bản chất kỹ thuật của sáng chế

Mục đích thứ nhất của sáng chế là đề xuất một hệ thống tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo dựa trên các khối, cụ thể: khối 1: thu thập dữ liệu xung radar; khối 2: xử lý thời gian – tần số xung radar; khối 3: xử lý ảnh tín hiệu radar; khối 4: mạng nơ ron tích chập của phương pháp học sâu; khối 5: khối thực thi phân loại xung radar.

Mục đích thứ hai của sáng chế là đề xuất một phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo, bao gồm 8 bước: bước 1: thu thập các dạng dữ liệu xung radar; bước 2: xử lý thời gian – tần số xung radar; bước 3: chuyển ảnh thời gian – tần số xung radar sang ảnh nhị phân; bước 4: loại bỏ nhiễu trong ảnh nhị phân; bước 5: xử lý hình thái học ảnh nhị phân; bước 6: thay đổi kích thước ảnh nhị phân; bước 7: huấn luyện học sâu dữ liệu xung radar sử dụng mạng nơ ron tích chập; bước 8: thực thi phân loại tín hiệu radar.

Hệ thống và phương pháp phân loại xung radar được đề cập trong sáng chế có khả năng phân loại các 10 dạng tín hiệu xung radar khác nhau: điều tần tuyến tính (Linear Frequency Modulation - LFM), điều tần phi tuyến (Non Linear Frequency Modulation – NLFM), mã Costas, mã Frank, mã Barker, các mã điều chế đa thời gian $T1 \rightarrow T4$, và mã điều chế pha P1.

Hệ thống và phương pháp phân loại xung radar được đề cập trong sáng chế dựa trên quá trình biến đổi sang miền ảnh và sử dụng phương pháp học sâu (deep learning) trong trí tuệ nhân tạo cho phép nhận dạng chính xác dạng điều chế xung radar ở nền nhiễu cao do khả năng loại bỏ nhiễu trong quá trình xử lý.

Hệ thống và phương pháp phân loại xung radar được đề cập trong sáng chế sử dụng biến đổi Choi-Williams cho khả năng loại bỏ nhiễu, phân tách các đối tượng trên ảnh tốt hơn các phương pháp biến đổi thời gian – tần số khác (biến đổi Fourier, biến đổi Hilbert, biến đổi Wigner-Ville,...).

Hệ thống và phương pháp phân loại xung radar được đề cập trong sáng chế sử dụng các phương pháp loại bỏ nhiễu trong ảnh nhị phân, như: dựa vào các đối tượng có số lượng điểm

ảnh (pixel) lớn, dựa vào các phương pháp tính toán hình thái học ảnh nhị phân. Sau quá trình xử lý lọc nhiễu, ảnh nhị phân chỉ giữ lại những đối tượng đặc trưng nhất cho dạng điều chế xung radar .

Hệ thống và phương pháp phân loại xung radar được đề cập trong sáng chế sử dụng kiến trúc mạng nơ ron đơn giản, có thể được mở rộng để nhận dạng các dạng điều chế xung radar khác mà không cần phải thay đổi kiến trúc mạng nơ ron.

Mô tả vắn tắt các hình vẽ

Hình 1: hình vẽ minh họa các bước của phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo.

Hình 2: hình vẽ minh họa hệ thống và phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng mạng nơ ron tích chập của mô hình học sâu.

Hình 3: hình vẽ minh họa quá trình xử lý ảnh tín hiệu radar .

Hình 4: hình vẽ minh họa quá trình chuyển ảnh sang ảnh nhị phân.

Hình 5: hình vẽ minh họa quá trình co hẹp ảnh.

Hình 6: hình vẽ minh họa quá trình giãn nở ảnh.

Hình 7: hình vẽ minh họa kiến trúc mạng nơ ron tích chập dùng để thực thi phương pháp học sâu (deep learning).

Hình 8: quy trình huấn luyện mạng nơ ron tích chập.

Mô tả chi tiết sáng chế

Mô tả chi tiết về sáng chế này sẽ được trình bày dưới đây, tuy nhiên cũng cần hiểu rằng các mô tả được trình bày chỉ đơn thuần là hình mẫu của sáng chế, nó có thể được thể hiện dưới nhiều hình thức khác nhau. Vì thế, các chi tiết về chức năng cụ thể được trình bày dưới đây không được hiểu một cách hạn chế, chúng cũng chỉ là cơ sở cho những đề xuất khác.

Hệ thống tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo dựa trên 4 khối, cụ thể: khối 1: thu thập dữ liệu xung radar; khối 2: xử lý thời gian – tần số tín hiệu radar; khối 3: xử lý ảnh trên tín hiệu radar; khối 4: khối mạng nơ ron tích chập; khối 5: thực thi phân loại tín hiệu radar dựa trên phương pháp học sâu (deep learning) của trí tuệ nhân tạo, cụ thể như sau:

- Khối thu thập dữ liệu xung radar.

Tham chiếu vào hình 2, khối thu thập dữ liệu xung radar 101 có nhiệm vụ thu thập, xây dựng cơ sở dữ liệu tín hiệu radar từ các nguồn phát xung radar khác nhau để thực hiện mục đích huấn luyện dữ liệu. Khối thu thập dữ liệu 101 có thể thu thập dữ liệu từ nhiều nguồn

khác nhau, sử dụng các dạng điều chế xung khác nhau, ở các điều kiện môi trường truyền khác nhau. Dữ liệu xung radar thu thập được thể hiện qua giá trị I/Q (inphase/quadature). Tham chiếu hình 2, giá trị I/Q của xung radar thu được sẽ đi qua 2 không gian xử lý riêng biệt: không gian xử lý tín hiệu (tín hiệu xung I/Q, tín hiệu ảnh), và không gian học sâu (deep learning).

- Khối xử lý thời gian – tần số xung radar.

Giá trị I/Q của xung radar đi qua khối xử lý thời gian – tần số 102 với mục đích đầu tiên là loại bỏ bớt nhiễu tín hiệu, và sau đó là thực hiện chuyển đổi tín hiệu trong miền thời gian sang miền xử lý thời gian – tần số. Sau quá trình xử lý thời gian – tần số, dữ liệu đầu ra sẽ là ảnh màu hai chiều, với màu ảnh được đặc trưng cho mật độ năng lượng của xung radar ở các thời điểm và tần số tương ứng. Mỗi loại dạng điều chế xung radar khác nhau sẽ có ảnh hai chiều với các dạng hình khối khác nhau và màu ảnh sẽ khác nhau. Tuy nhiên, ta sẽ bỏ qua màu ảnh, mà chỉ quan tâm đến dạng các hình khối trong ảnh.

- Khối xử lý ảnh trên tín hiệu radar.

Sau khối xử lý thời gian – tần số 102, ảnh trong miền thời gian – tần số của xung radar sẽ đi qua khối xử lý ảnh tín hiệu radar 103. Tại khối này, ảnh sẽ được số hóa dưới dạng ảnh nhị phân, được lọc nhiễu, chỉ giữ lại những hình khối có khuôn dạng đặc trưng nhất của ảnh. Ảnh nhị phân sau quá trình lọc nhiễu sẽ đi qua không gian học sâu của trí tuệ nhân tạo.

- Khối mạng nơ ron tích chập của mô hình học sâu

Ảnh nhị phân sẽ được đưa vào khối mạng nơ ron tích chập 104 hay còn được gọi là khối huấn luyện dữ liệu. Tại khối này, mạng nơ ron tích chập sẽ dựa vào tập các dữ liệu đầu vào cũng như dựa vào kiến trúc mạng nơ ron để tính toán ra các đặc trưng nhất cho từng loại xung radar. Các đặc trưng của các loại xung radar sẽ được thể hiện bằng các trọng số trong mô hình kiến trúc mạng. Kết quả của quá trình huấn luyện là ta thu được mô hình mạng nơ ron tích chập với các trọng số đặc trưng có khả năng phân loại các loại tín hiệu xung radar khác nhau.

Tham chiếu hình 7, kiến trúc mạng nơ ron tích chập được sử dụng để thực thi quá trình học sâu (deep learning) được mô tả như sau.

Tín hiệu đầu vào của kiến trúc mạng nơ ron tích chập là các ảnh nhị phân có kích thước 32x32, đầu ra của khối 103-e, và đi qua các lớp như sau:

- Lớp tích chập 1: bao gồm 16 bộ lọc có kích thước (5x5). Tín hiệu đầu vào kích thước 32x32 được nhân tích chập với bộ lọc, và sẽ đưa ra 16 bản đồ đặc trưng có kích thước 28x28.

Kích thước mỗi bản đồ (28x28) để đảm bảo các điểm ảnh nhị phân không bị rơi ra khỏi danh giới. Sau đó các bản đồ đặc trưng sẽ đưa qua phép biến đổi tuyến tính hiệu chỉnh ReLU (viết tắt của từ Rectified Linear Unit).

Số lượng bộ lọc tích chập (16 bộ lọc) được xác định bằng cách tìm các đặc trưng cơ bản của hình ảnh. Trên thực tế, số lượng đặc trưng để phân loại giữa 2 ảnh nhị phân với nhau là 23-24 đặc điểm. Nhóm tác giả đã đánh giá trong tổng số 23-24 đặc điểm, thì có 16 đặc trưng (các cạnh được định hướng, các điểm cuối, các góc, mô men, mật độ công suất điểm ảnh, số lượng vật thể trong ảnh,...) có trọng số lớn nhất trong việc phân loại ảnh xung radar. Do đó chỉ cần 16 bộ lọc để miêu tả/phân loại các đặc trưng cho từng loại ảnh nhị phân xung radar khác nhau. Mỗi bộ lọc tích chập sẽ tạo ra một bản đồ đặc trưng, miêu tả một đặc điểm cơ bản (mô men, cạnh định hướng, số lượng vật thể trong ảnh,...) của ảnh xung radar. Số lượng bộ lọc có thể tăng lên, tuy nhiên, lúc này số lượng số kết nối sẽ tăng theo cấp số mũ (đến hàng triệu kết nối), do đó làm giảm hiệu quả hoạt động của kiến trúc mạng. Kích thước bộ lọc 5x5 được lựa chọn để đảm bảo có sự tương quan giữa các điểm ảnh nhị phân gần nhau. Quá trình nhân tích chập là quá trình tổng hợp các tương quan giữa các điểm ảnh, lọc bỏ những điểm không tương quan và giữ lấy những đặc trưng nhất của ảnh. Giảm kích thước bộ lọc sẽ làm giảm quá trình phân tách đặc trưng, sẽ không làm nổi bật đặc trưng ảnh. Tăng kích thước bộ lọc sẽ làm tăng số lượng kết nối, giảm kích thước ảnh đầu ra, sẽ tăng khối lượng tính toán của kiến trúc mạng nhưng đồng thời sẽ ảnh hưởng đến kết quả các lớp xử lý tiếp theo nếu như các đặc trưng ảnh nằm ở mép ảnh sẽ bị cắt giảm do tăng kích thước bộ lọc.

- Lớp tổng hợp max 1: cửa sổ trượt (2,2) di chuyển khắp bản đồ đặc trưng (28x28), lấy giá trị lớn nhất trong các giá trị của cửa sổ trượt. Kết quả thu được là 16 bản đồ đặc trưng kích thước (14x14). Nghĩa là kích thước mỗi chiều của bản đồ giảm đi 2 lần. Giữ lại giá trị lớn nhất, loại bỏ các giá trị nhỏ hơn là để làm nổi bật đặc trưng của ảnh, giảm thiểu vấn đề huấn luyện sai trong mô hình học sâu.

- Lớp tích chập 2: bao gồm 64 bộ lọc có kích thước (3x3). Đầu ra sẽ đưa qua phép biến đổi tuyến tính hiệu chỉnh ReLU thu được 64 bản đồ đặc trưng kích thước (12x12). Tăng kích thước bộ lọc lên 4 lần so với lớp tích chập 1 là để tăng số lượng đặc trưng (ẩn) cần sử dụng để phân loại các ảnh radar khác nhau. Tăng số lượng đặc trưng ẩn sẽ làm tăng xác suất phân loại các ảnh radar. Do kích thước đầu vào tại lớp này là 14x14, nhỏ hơn nhiều so với kích

thước đầu vào 32x32 của lớp tích chập 1, nên việc tăng kích thước lên 64 vẫn đảm bảo hiệu quả hoạt động của kiến trúc mạng.

- Lớp tổng hợp max 2: cửa sổ trượt (2,2) di chuyển khắp bản đồ đặc trưng (12x12), lấy giá trị lớn nhất trong các giá trị của cửa sổ trượt. Kết quả thu được là 64 bản đồ đặc trưng kích thước (6x6). Nghĩa là kích thước mỗi chiều của bản đồ giảm đi 2 lần. Giữ lại giá trị lớn nhất, loại bỏ các giá trị nhỏ hơn là để làm nổi bật đặc trưng của ảnh, giảm thiểu vấn đề huấn luyện sai trong mô hình học sâu.

- Lớp giảm thiểu 1: loại bỏ một cách ngẫu nhiên 50% các trọng số và các kết nối tương ứng, giảm thời gian tính toán và tránh xảy ra vấn đề huấn luyện sai (overfitting) trong mô hình học sâu. Điều này cần thiết để đảm bảo mô hình học sâu có thể nhận dạng đúng khi có dữ liệu xung mới của 1 trong 10 loại xung trên được đưa vào hệ thống học sâu mà dữ liệu xung mới này chưa được mô hình học sâu được huấn luyện trước đó.

- Lớp kết nối đủ 1: lớp này bao gồm 512 nơ ron. Đầu vào và các trọng số của lớp kết nối đủ được nhân với nhau theo ma trận, và kết quả đầu ra sẽ đưa qua hàm tuyến tính hiệu chỉnh ReLU. Đầu ra của các lớp trước đó được làm phẳng thành một vector giá trị, mỗi giá trị đại diện cho một xác suất của các đặc trưng của các lớp xử lý trước đó.

- Lớp giảm thiểu 2: tiếp tục loại bỏ một cách ngẫu nhiên 50% các trọng số và các kết nối tương ứng. Mục đích để giảm thiểu vấn đề huấn luyện sai (overfitting).

- Lớp kết nối đủ 2: đầu vào của lớp kết nối đủ 2 được làm phẳng thành một vector giá trị, mỗi giá trị đại diện cho một xác suất biểu trưng cho một nhãn xung radar đầu ra. Lớp này bao gồm 10 nơ ron, tương ứng với 10 đầu ra của quá trình học sâu, cũng tương ứng với 10 dạng điều chế xung radar cần phân loại. Phép biến đổi xác suất cực đại softmax xác định xác suất dự đoán loại tín hiệu mong muốn. Phép biến đổi softmax được thể hiện qua phương trình:

$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad (1)$$

Trong đó z là véc tơ gồm K phần tử, và z_k là phần tử thứ k của véc tơ.

Quá trình xây dựng mạng nơ ron học sâu là quá trình phân tích, đánh giá, lựa chọn dựa trên các tham số:

- Số lượng đặc trưng có trọng số lớn nhất đặc trưng cho ảnh xung radar (16 đặc trưng).

- 2 lớp tổng hợp được sử dụng để tổng hợp lại những đặc trưng bị che mờ, và bị loại bỏ bởi các quá trình lọc nhiễu trước đó.
- Lớp tích chập 2 gồm 64 bộ lọc là để phân tách 16 đặc trưng chính và 48 đặc trưng ẩn (bị che mờ nhưng được tổng hợp bởi lớp tổng hợp max 1).
- Lớp tổng hợp max 2 là giữ những giá trị đặc trưng nhất cho 64 loại đặc trưng của ảnh nhị phân của 10 loại xung radar khác nhau.
- Sử dụng 2 lớp giảm thiểu là để đảm bảo quá trình nhận dạng đúng của một tín hiệu xung radar mà kiến trúc mạng học sâu chưa được nhìn trước đó. Điều này rất quan trọng khi số lượng xung radar thu được trong thực tế của các thiết bị máy bay quân sự, tàu chiến quân sự là rất hạn chế.

Kiến trúc mạng được thiết kế, lựa chọn tối ưu các tham số về mặt số lượng nơ ron, số lượng bộ lọc, số lượng kết nối, kích thước bộ lọc... để đảm bảo kiến trúc mạng không bị phức tạp, có thể dễ dàng triển khai ở các thiết bị phân loại (máy tính, chip xử lý) có cấu hình thấp, tiêu thụ năng lượng ít, khả năng đáp ứng đưa kết quả nhanh chóng như các thiết bị phân loại được trang bị cho quân đội.

Sau khi mô hình mạng nơ ron tích chập được huấn luyện thành công, và thu được các bộ trọng số tương ứng với các kết nối trong mạng; thì mô hình mạng nơ ron tích chập có trọng số sẽ được nạp vào khối thực thi phân loại 105.

- Khối thực thi phân loại.

Khối thực thi phân loại 105 sử dụng mô hình mạng nơ ron tích chập có trọng số là đầu ra của khối 104, nhận dữ liệu tín hiệu ảnh nhị phân của các nguồn tín hiệu xung radar, thực hiện tính toán và tự động phân loại các loại tín hiệu xung radar khác nhau và đưa lên khối hiển thị 106.

Để đảm bảo khối phân loại 105 có thể phân loại chính xác xung radar thì số lượng dữ liệu (thu thập bởi khối 101) phục vụ quá trình huấn luyện mô hình học sâu trong khối mạng nơ ron huấn luyện dữ liệu 104 phải đủ lớn, bao quát tất cả các tình huống xảy ra đối với xung radar như ảnh hưởng bởi nền nhiễu môi trường, bởi hiệu ứng doppler... Trong trường hợp này, số lượng dữ liệu thu thập bởi khối 101 có thể đến hàng triệu hoặc hàng trăm triệu xung radar .

Việc bố trí các khối trong hệ thống phụ thuộc vào yêu cầu sử dụng cũng như điều kiện về trang thiết bị. Các khối trên có thể đặt ở trên các thiết bị khác nhau hoặc cùng đặt trên cùng một thiết bị.

Phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo bao gồm 8 bước: bước 1: thu thập các dạng dữ liệu xung radar; bước 2: xử lý thời gian – tần số xung radar; bước 3: chuyển ảnh thời gian – tần số xung radar sang ảnh nhị phân; bước 4: loại bỏ nhiễu trong ảnh nhị phân; bước 5: xử lý hình thái học ảnh nhị phân; bước 6: thay đổi kích thước ảnh nhị phân; bước 7: huấn luyện học sâu dữ liệu xung radar sử dụng mạng nơ ron tích chập; bước 8: thực thi phân loại tín hiệu radar. Phương pháp phân loại xung tín hiệu radar được đề xuất trong sáng chế này tập trung vào 4 khối xử lý: khối xử lý thời gian – tần số 102, khối xử lý ảnh tín hiệu radar 103, khối huấn luyện học sâu dữ liệu xung radar sử dụng mạng nơ ron tích chập 104 và khối thực thi phân loại 105. Trong đó có khối xử lý thời gian – tần số xung radar 102 và khối xử lý ảnh tín hiệu radar 103 được xử lý trong không gian xử lý tín hiệu. Và khối mạng nơ ron huấn luyện dữ liệu 104 và khối thực thi phân loại 105 được xử lý trong không gian học sâu (deep learning) của trí tuệ nhân tạo. Cụ thể các bước như sau:

- Bước 1: thu thập các dạng tín hiệu xung radar.

Bước 1 về bản chất là tạo các tập dữ liệu để nhận dạng phân loại. Tín hiệu xung radar từ các nguồn khác nhau được thu thập sử dụng khối thu thập dữ liệu 101.

Hàng triệu đến hàng trăm triệu xung radar của các dạng điều chế khác nhau (10 dạng điều chế khác nhau được đề xuất trong sáng chế này) ở trong các điều kiện môi trường truyền khác nhau được thu thập để đảm bảo quá trình xử lý huấn luyện mạng nơ ron tích chập được thành công.

Sau khi thu thập tín hiệu xung radar, khối thu thập dữ liệu 101 sẽ phân tích và đánh dấu mỗi loại xung radar thuộc loại tín hiệu đài phát nào. Như vậy tập dữ liệu huấn luyện sẽ bao gồm rất nhiều các xung tín hiệu khác nhau và loại xung tín hiệu tương ứng. Dữ liệu tại đây chính là nguồn dữ liệu để phục vụ quá trình học sâu của mạng nơ ron tích chập.

- Bước 2: xử lý thời gian – tần số xung radar.

Tại khối xử lý thời gian – tần số 102, xung radar sẽ được lọc để loại bỏ bớt nhiễu bằng cách sử dụng bộ lọc thông thấp FIR (Finite Impulse Response), và được giảm bớt tần số lấy mẫu về tần số lấy mẫu cơ bản để giảm thời gian tính toán.

Tín hiệu sau khi chuyển về tần số lấy mẫu cơ bản tương ứng sẽ đi qua bộ biến đổi Choi-Williams. Bộ biến đổi Choi-Williams là một trong những bộ biến đổi thời gian – tần số, có khả năng tăng hiệu quả tỉ lệ năng lượng tín hiệu trên nhiễu (SNR – Signal to Noise Ratio).

Biến đổi Choi-Williams của một tín hiệu liên tục trong miền thời gian $y(t)$ được định nghĩa:

$$W_{CW}(t, w) = \iint \frac{1}{\sqrt{4\pi\tau^2/\sigma}} \exp\left(-\frac{(\mu-t)^2}{4\tau^2/\sigma}\right) * y\left(\mu + \frac{\tau}{2}\right) * y^*\left(\mu - \frac{\tau}{2}\right) \exp(-jw\tau) d\mu d\tau \quad (2)$$

Với $W_{CW}(t, w)$ là kết quả sau biến đổi Choi-Williams, và cũng là ảnh của tín hiệu xung radar sau biến đổi Choi-Williams. w và t là các tham số của trục thời gian, tần số. σ là hệ số nhân điều chỉnh, và trong trường hợp này $\sigma = 1$. Sau quá trình biến đổi Choi-Williams, tín hiệu xung radar sẽ được thể hiện ở dạng ảnh màu $X(x, y)$ là ảnh thời gian – tần số với kích thước $N \times N$, với trục x là trục thời gian, trục y là trục tần số.

Do thời gian xuất hiện xung radar là ngắn (~4000 nano giây) và không giống nhau giữa các dạng điều chế và giữa các đài radar khác nhau là khác nhau, nên số lượng mẫu biểu diễn xung radar thường là nhỏ (<1000 mẫu/xung tại tần số lấy mẫu cơ bản). Do đó, $N < 1000$. Đầu ra của biến đổi Choi-Williams sẽ được đưa vào khối xử lý ảnh tín hiệu radar 103.

- Bước 3: chuyển ảnh thời gian – tần số xung radar sang ảnh nhị phân.

Tham chiếu hình 3 và hình 4, nền tảng của quá trình chuyển ảnh màu thời gian – tần số xung radar sang ảnh nhị phân là dựa trên quy tắc đặt ngưỡng. Quá trình để chuyển ảnh màu sang ảnh nhị phân bao gồm:

- (1) Chuẩn hóa giá trị của ảnh màu $X(x, y)$. Kết quả của quá trình chuẩn hóa ảnh sẽ là ảnh màu $H(x, y)$.

$$\begin{aligned} \min_value &= \min_{(x, y)}(X(x, y)) \\ \max_value &= \max_{(x, y)}(X(x, y)) \\ H(x, y) &= \frac{X(x, y) - \min_value}{\max_{(x, y)}(X(x, y)) - \max_value} \end{aligned} \quad (3)$$

- (2) Ước lượng giá trị ngưỡng khởi tạo T , và chia ảnh màu $H(x, y)$ thành 2 ảnh H_1 và H_2 . H_1 bao gồm những ảnh có số lượng điểm ảnh (pixel) lớn hơn ngưỡng T , và H_2 bao gồm những ảnh có số lượng điểm ảnh (pixel) còn lại.

$$T = \frac{1}{2} \left(\max_{(x, y)}(H(x, y)) + \min_{(x, y)}(H(x, y)) \right) \quad (4)$$

- (3) Tính toán giá trị trung bình của từng ảnh H_1 và H_2 , và cập nhật lại giá trị ngưỡng T .

$$\begin{aligned}\Gamma_1 &= \text{mean}(H_1); \quad \Gamma_2 = \text{mean}(H_2) \\ T &= \frac{(\Gamma_1 + \Gamma_2)}{2}\end{aligned}\quad (5)$$

(4) Lặp lại quá trình tính toán từ (1) đến (3) đến khi nào sai số tính toán T giữa 2 lần liên tiếp nhỏ hơn 0,001.

(5) Chuyển ảnh màu $H(x,y)$ sang ảnh nhị phân $B(x,y)$:

$$B(x,y) = \begin{cases} 1; & H(x,y) \geq T \\ 0; & H(x,y) < T \end{cases} \quad (6)$$

Mục đích của giai đoạn chuyển sang ảnh nhị phân sử dụng ngưỡng T là để ảnh nhị phân thu được giữ lại những thành phần chính, đặc trưng cho xung radar. Còn những thành phần có ngưỡng nhỏ hơn T được coi là thành phần không có ý nghĩa đặc trưng cho xung radar (thành phần nhiễu) (Hình 4).

- Bước 4: loại bỏ nhiễu trong ảnh nhị phân.

Tham chiếu hình 3, đặc tính thời gian – tần số của xung radar được biểu diễn bằng các đối tượng gồm các điểm ảnh (pixel) có kết nối với nhau. Đối tượng trong ảnh nhị phân có số lượng điểm ảnh (pixel) lớn nhất sẽ được coi là đối tượng chính biểu diễn xung radar. Trong ảnh nhị phân thu được có 2 loại nhiễu: nhiễu do môi trường bên ngoài ảnh hưởng đến giá trị I/Q của xung radar và nhiễu do quá trình tính toán biến đổi Choi-Williams. Nhiễu trong ảnh nhị phân được thể hiện bằng các đối tượng có số lượng điểm ảnh (pixel) nhỏ, các đối tượng có số lượng điểm ảnh (pixel) nhỏ hơn 10% số lượng điểm ảnh (pixel) của đối tượng chính sẽ được coi là nhiễu, và sẽ bị loại khỏi ảnh nhị phân.

- Bước 5: xử lý hình thái học ảnh nhị phân.

Hai bước xử lý loại bỏ nhiễu (trong khối 103-a và 103-b) không loại bỏ hoàn toàn nhiễu trong ảnh nhị phân, vẫn còn những đối tượng nhiễu ảnh hưởng trực tiếp lên đối tượng chính trong ảnh nhị phân (Hình 3). Do đó, một giải pháp tiếp theo để loại bỏ thêm nhiễu đó là sử dụng các phương pháp tính toán hình thái học (morphological) trên ảnh nhị phân. Giải pháp tính toán hình thái học này bao gồm 2 quá trình xử lý liên tiếp: quá trình co hẹp ảnh và quá trình giãn nở ảnh. Quá trình giãn nở hay co hẹp ảnh đều sử dụng chung một nhân xử lý s_1 là một ma trận vuông có kích thước 3x3 gồm các giá trị $a_{ij} = 1$ với $i,j = 1 \rightarrow 3$. Quá trình co hẹp ảnh, và giãn nở ảnh được thể hiện trong hình 5 và hình 6.

Sau quá trình xử lý hình thái học của ảnh, các đối tượng có số lượng điểm ảnh (pixel) nhỏ (là các đối tượng nhiễu, hoặc các đối tượng biểu diễn xung radar nhưng không mang nhiều ý nghĩa đặc trưng cho xung radar đó) sẽ bị loại bỏ ra khỏi ảnh nhị phân (Hình 3).

- Bước 6: thay đổi kích thước ảnh nhị phân.

Tham chiếu hình 3, các ảnh nhị phân sau chuỗi xử lý ở trên có kích thước vuông $N*N$. Tại khối thay đổi kích thước ảnh nhị phân sẽ thực hiện chuyển đổi ảnh có kích thước $N*N$ về ảnh có kích thước 32×32 , là kích thước ảnh phù hợp cho quá trình xử lý trí tuệ nhân tạo (trong không gian deep learning).

- Bước 7: huấn luyện học sâu dữ liệu xung radar.

Dữ liệu ảnh nhị phân kích thước 32×32 đầu ra của khối 103-e sẽ được đưa vào mạng nơ ron tích chập phục vụ quá trình huấn luyện trong mạng nơ ron tích chập (khối 104). Khối mạng nơ ron tích chập 104 là khối hoạt động độc lập, thu thập dữ liệu đủ lớn đối với từng loại dạng điều chế xung radar khác nhau trong các điều kiện môi trường khác nhau.

Quá trình huấn luyện được thực hiện theo quy trình (tham khảo hình 8):

- Đầu tiên, khởi tạo ngẫu nhiên bộ các trọng số cho mạng nơ ron tích chập.
- Mỗi một ảnh nhị phân đầu vào 32×32 sẽ đi qua các lớp của mạng nơ ron tích chập (khối 104 – tham khảo hình 7). Đầu ra của mô hình là loại tín hiệu xung ước lượng được thông qua kiến trúc mạng nơ ron tích chập. Tín hiệu xung này được so sánh với loại tín hiệu xung được đánh dấu.
- Sai số giữa loại tín hiệu xung ước lượng được và loại xung được đánh dấu sẽ được sử dụng để điều khiển, hiệu chỉnh bộ trọng số của mạng nơ ron tích chập (khối 104 – tham khảo hình 8).
- Quá trình trên được thực hiện nhiều vòng, với tất cả các dữ liệu đầu vào (hàng triệu, hàng trăm triệu dữ liệu đầu vào).

Sau khi quá trình huấn luyện kết thúc, mô hình mạng nơ ron tích chập 104 đã học được các thông tin từ các loại tín hiệu xung, có khả năng phân loại chính xác các loại tín hiệu xung trong tập dữ liệu được dùng để huấn luyện. Mô hình mạng nơ ron tích chập với bộ trọng số được lưu trữ và được nạp vào khối thực thi phân loại 105, phục vụ quá trình thực thi phân loại xung radar .

- Bước 8: phân loại tín hiệu radar.

Mô hình huấn luyện học sâu dữ liệu xung radar sau khi đã hoàn thiện ở khối mạng neuron tích chập huấn luyện dữ liệu 104 sẽ được nạp vào khối phân loại 105 để thực hiện quá trình nhận dạng xung radar theo thời gian thực. Khi có một xung radar cần được phân loại, giá trị I/Q của xung sẽ đi qua chuỗi xử lý ở hình 2 và kết quả quá trình xử lý ảnh nhị phân ở khối 103-e sẽ được đưa vào khối phân loại 105 để nhận dạng dạng điều chế xung và đẩy kết quả sang khối hiển thị 106.

Sáng chế được mô tả chi tiết bằng cách sử dụng phương án được mô tả ở trên. Tuy nhiên, rõ ràng là đối với người có hiểu biết trung bình trong lĩnh vực, sáng chế không bị giới hạn ở phương án được mô tả trong phần mô tả sáng chế. Sáng chế có thể được thực hiện ở chế độ cải biến hoặc thay đổi mà không nằm ngoài phạm vi của sáng chế được xác định bởi các điểm yêu cầu bảo hộ. Vì vậy, những gì được mô tả trong phần mô tả sáng chế chỉ nhằm mục đích minh họa, và sẽ không áp đặt bất kỳ giới hạn nào đối với sáng chế.

Yêu cầu bảo hộ

1. Hệ thống tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo bao gồm:

khối thu thập dữ liệu xung radar: có nhiệm vụ thu thập, xây dựng cơ sở dữ liệu tín hiệu radar từ nguồn phát xung radar khác nhau để thực hiện mục đích huấn luyện dữ liệu;

khối xử lý thời gian – tần số xung radar: có nhiệm vụ loại bỏ bớt nhiễu tín hiệu và thực hiện chuyển đổi tín hiệu trong miền thời gian sang miền xử lý thời gian – tần số;

khối xử lý ảnh nhị phân xung radar: có nhiệm vụ số hóa ảnh dưới dạng ảnh nhị phân, được lọc nhiễu, chỉ giữ lại những hình khối có khuôn dạng đặc trưng nhất của ảnh;

khối mạng nơ ron tích chập: có nhiệm vụ tính toán ra các đặc trưng nhất cho từng loại xung radar, từ đó thu được mô hình mạng nơ ron tích chập với các trọng số đặc trưng có khả năng phân loại các tín hiệu xung radar khác nhau; khối mạng nơ ron tích chập bao gồm các lớp:

lớp tích chập 1 bao gồm 16 bộ lọc kích thước (5x5), và phép biến đổi tuyến tính hiệu chỉnh ReLU;

lớp tổng hợp max 1 với cửa sổ trượt (2,2);

lớp tích chập 2 bao gồm 64 bộ lọc kích thước (3x3) và phép biến đổi tuyến tính hiệu chỉnh ReLU;

lớp tổng hợp max 2 với cửa sổ trượt (2,2);

lớp giảm thiểu 1 giúp loại bỏ một cách ngẫu nhiên 50% trọng số;

lớp kết nối đủ 1 bao gồm 512 nơ ron;

lớp giảm thiểu 2 giúp loại bỏ một cách ngẫu nhiên 50% trọng số;

lớp kết nối đủ 2 bao gồm 10 nơ ron tương ứng với 10 loại xung radar cần phân loại, và phép biến đổi xác suất cực đại (softmax);

khối thực thi phân loại xung radar: có nhiệm vụ tính toán và tự động phân loại các tín hiệu xung radar khác nhau và đưa lên khối hiển thị;

trong đó:

khối xử lý thời gian – tần số và khối xử lý ảnh tín hiệu radar được xử lý trong không gian xử lý tín hiệu;

khối mạng nơ ron tích chập huấn luyện dữ liệu và khối thực thi phân loại được xử lý trong không gian học sâu (deep learning) của trí tuệ nhân tạo.

2. Phương pháp tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng hệ thống tự động phân loại tín hiệu radar sử dụng trí tuệ nhân tạo theo điểm 1 bao gồm các bước:

bước 1: thu thập các dạng dữ liệu xung radar: thu thập dữ liệu xung radar từ nhiều nguồn khác nhau, ở các mức nhiễu khác nhau;

bước 2: xử lý thời gian – tần số xung radar: sử dụng biến đổi Choi-Williams để chuyển tín hiệu I/Q của xung radar sang dạng ảnh màu với 2 trục là thời gian – tần số;

bước 3: chuyển ảnh thời gian – tần số xung radar sang ảnh nhị phân: sử dụng ngưỡng thích nghi để chuyển ảnh màu sang ảnh nhị phân, để giữ lại những thành phần chính, đặc trưng cho tín hiệu radar; bước này được thực hiện theo các bước nhỏ sau:

chuẩn hoá giá trị của ảnh màu $X(x,y)$ sang ảnh $H(x,y)$, đưa giá trị các điểm ảnh màu về dải giá trị $0 \rightarrow 1$;

xác định ngưỡng thích nghi T và chia ảnh màu thành 2 ảnh H_1 và H_2 ; H_1 bao gồm những ảnh có số lượng điểm ảnh (pixel) lớn hơn ngưỡng T , và H_2 bao gồm những ảnh có số lượng điểm ảnh (pixel) còn lại:

$$T = \frac{1}{2} \left(\max_{(x,y)} (H(x,y)) + \min_{(x,y)} (H(x,y)) \right)$$

tính toán giá trị trung bình của từng ảnh H_1 và H_2 , và cập nhật lại giá trị ngưỡng T :

$$\Gamma_1 = \text{mean}(H_1); \quad \Gamma_2 = \text{mean}(H_2)$$

$$T = \frac{(\Gamma_1 + \Gamma_2)}{2}$$

lặp lại quá trình tính toán từ bước 1 đến bước 3 đến khi nào sai số tính toán T giữa 2 lần liên tiếp nhỏ hơn 0,001;

chuyển ảnh màu $H(x,y)$ sang ảnh nhị phân $B(x,y)$:

$$B(x,y) = \begin{cases} 1; & H(x,y) \geq T \\ 0; & H(x,y) < T \end{cases}$$

bước 4: loại bỏ nhiễu trong ảnh nhị phân: đối tượng trong ảnh nhị phân có số lượng điểm ảnh (pixel) lớn nhất sẽ được coi là đối tượng chính biểu diễn xung radar; nhiễu trong ảnh nhị phân được thể hiện bằng các đối tượng có số lượng điểm ảnh (pixel) nhỏ, các đối tượng có số lượng điểm ảnh (pixel) nhỏ hơn 10% số lượng điểm ảnh (pixel) của đối tượng chính sẽ được coi là nhiễu, và sẽ bị loại khỏi ảnh nhị phân;

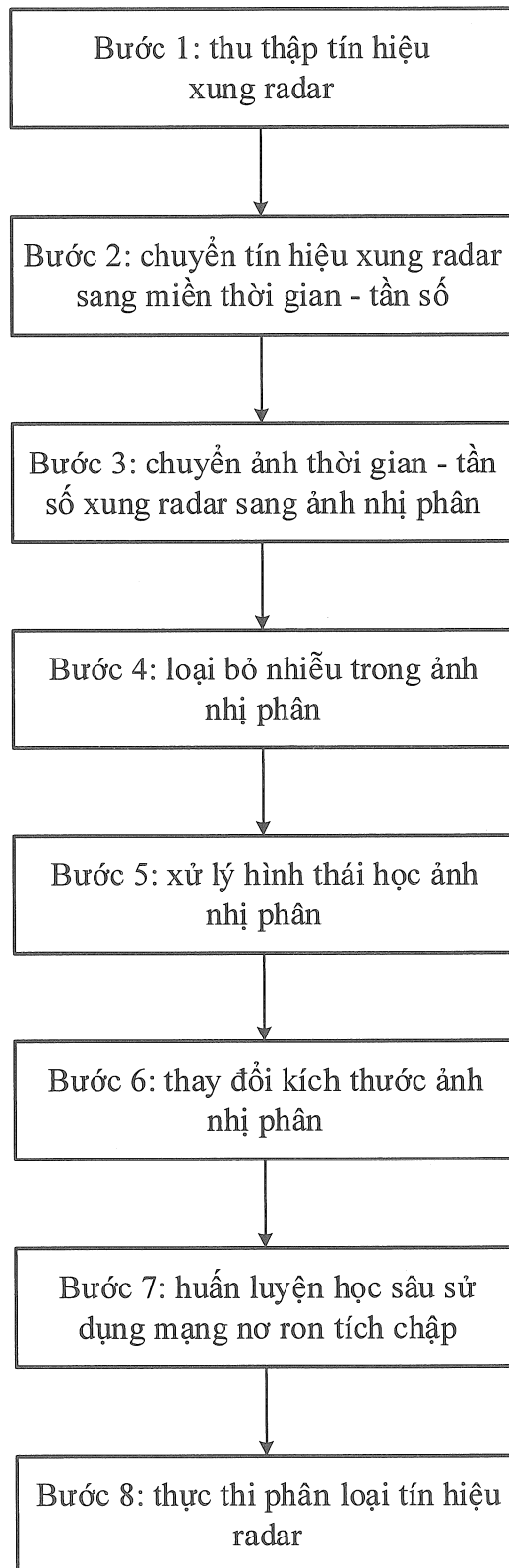
bước 5: xử lý hình thái học ảnh nhị phân: giải pháp tính toán hình thái học này bao gồm 2 quá trình xử lý liên tiếp: quá trình co hẹp ảnh và quá trình giãn nở ảnh; quá trình giãn nở hay co hẹp ảnh của quá trình xử lý hình thái học ảnh nhị phân đều sử dụng chung một nhân xử lý s_l là một ma trận vuông có kích thước 3×3 gồm các giá trị $a_{ij} = 1$ với $i, j = 1 \rightarrow 3$; sau quá trình xử lý hình thái học của ảnh, các đối tượng có số lượng điểm ảnh (pixel) nhỏ (là các đối tượng nhiễu, hoặc các đối tượng biểu diễn xung radar nhưng không mang nhiều ý nghĩa đặc trưng cho xung radar đó) sẽ bị loại bỏ ra khỏi ảnh nhị phân;

bước 6: thay đổi kích thước ảnh nhị phân: chuyển đổi ảnh có kích thước $N \times N$ về ảnh có kích thước 32×32 , là kích thước ảnh phù hợp cho quá trình xử lý trí tuệ nhân tạo (trong không gian deep learning);

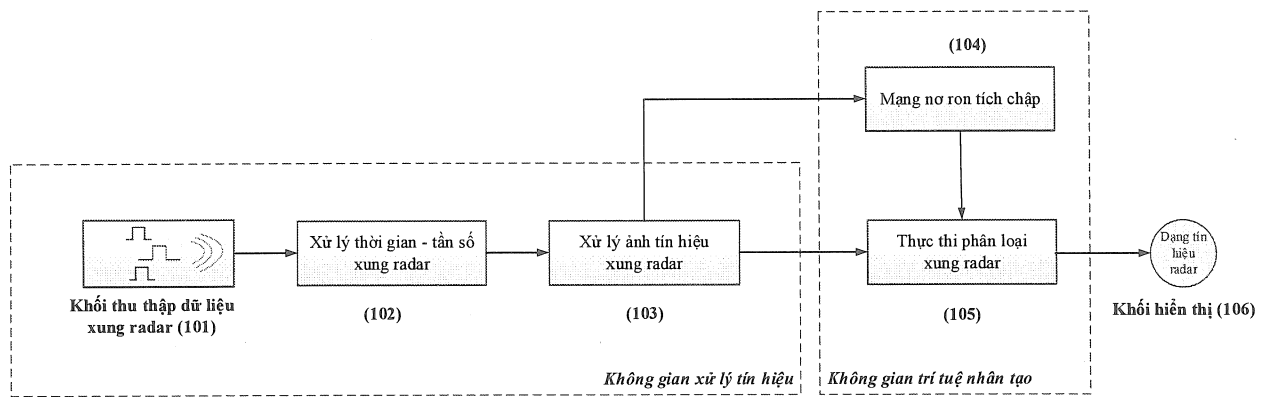
bước 7: huấn luyện học sâu dữ liệu xung radar sử dụng mạng nơ ron tích chập: dữ liệu ảnh nhị phân kích thước 32×32 đầu ra ở bước 6 sẽ được đưa vào mạng nơ ron tích chập phục vụ quá trình huấn luyện trong mạng nơ ron tích chập; sau khi quá trình huấn luyện kết thúc, mô hình mạng nơ ron tích chập đã học được các thông tin từ các loại tín hiệu xung, có khả năng phân loại chính xác các loại tín hiệu xung trong tập dữ liệu được dùng để huấn luyện;

bước 8: thực thi phân loại tín hiệu radar: khi có một xung radar cần được phân loại, giá trị I/Q của xung sẽ đi qua chuỗi xử lý và kết quả quá trình xử lý ảnh nhị phân, sau đó được đưa vào khối phân loại để nhận dạng dạng điều chế xung và đẩy kết quả sang khối hiển thị.

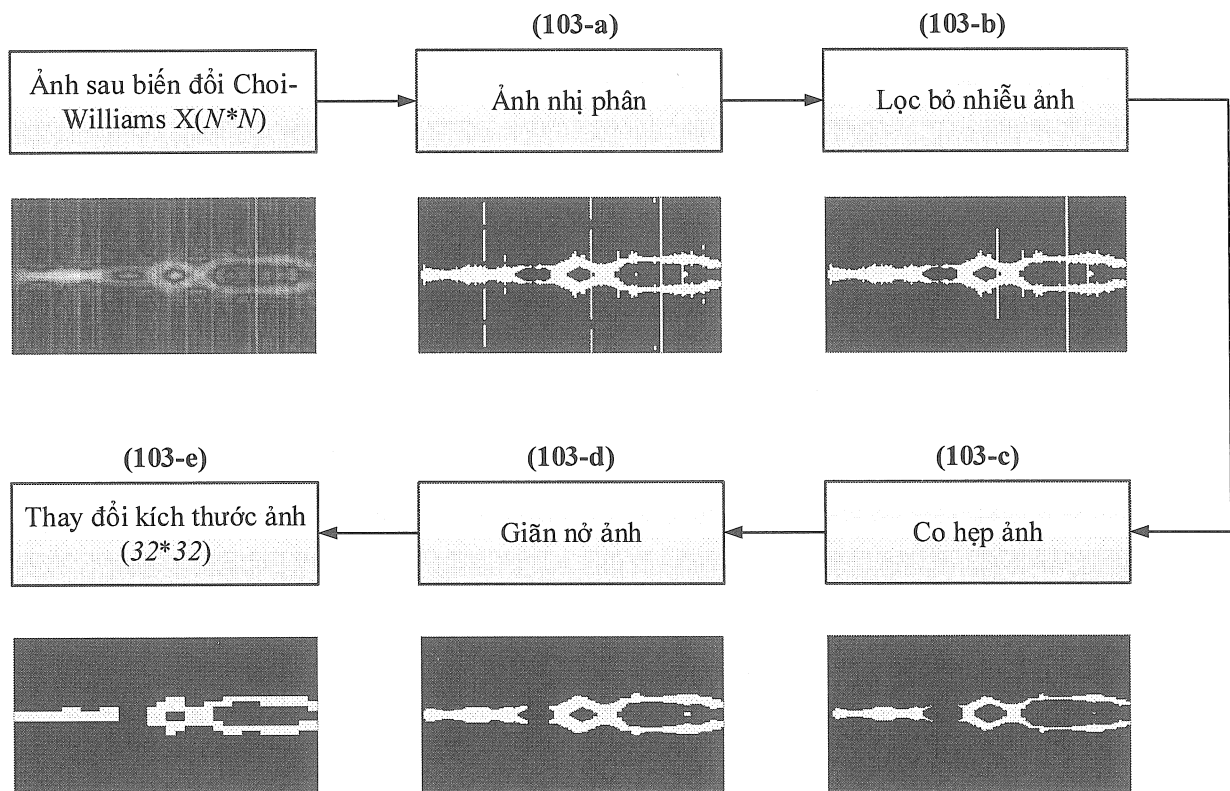
Hình vẽ



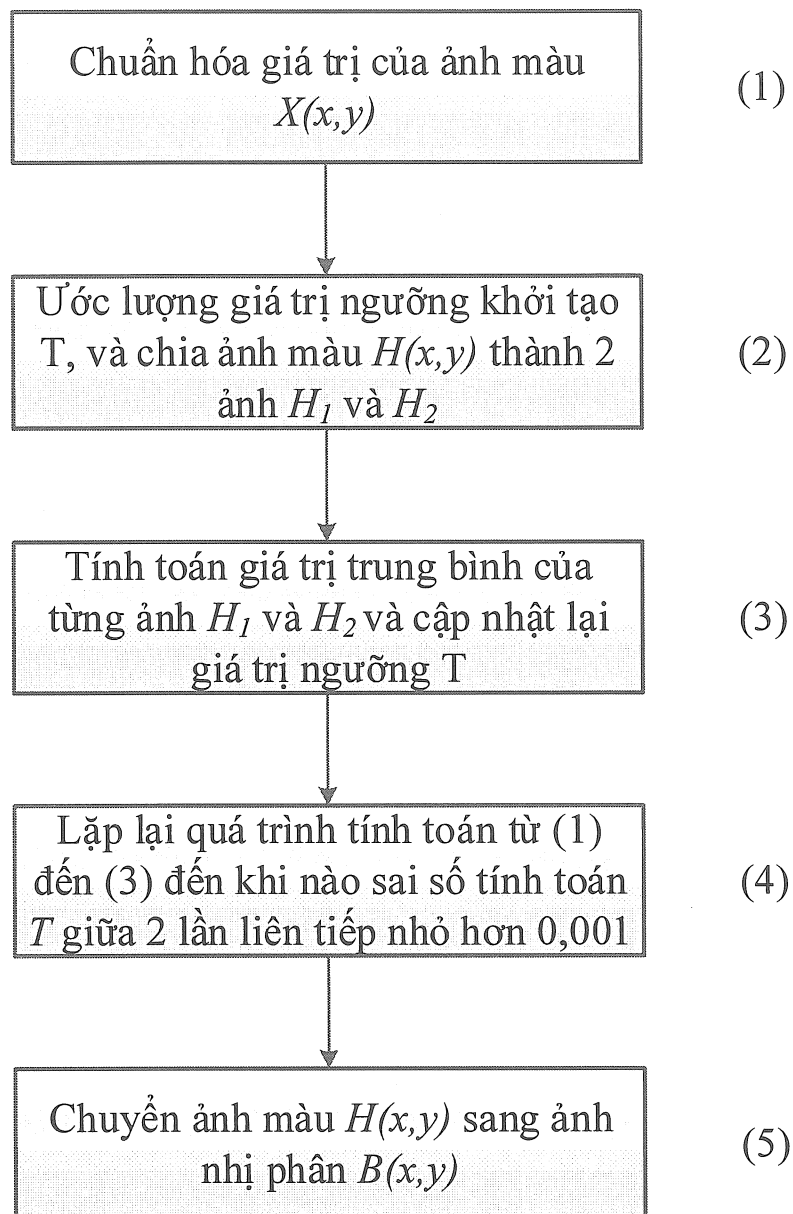
Hình 1



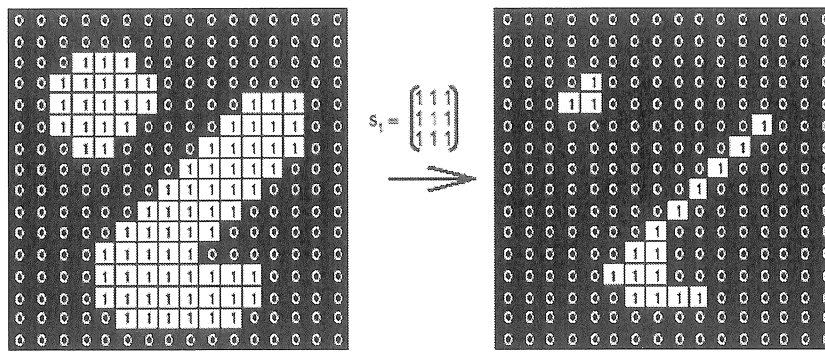
Hình 2



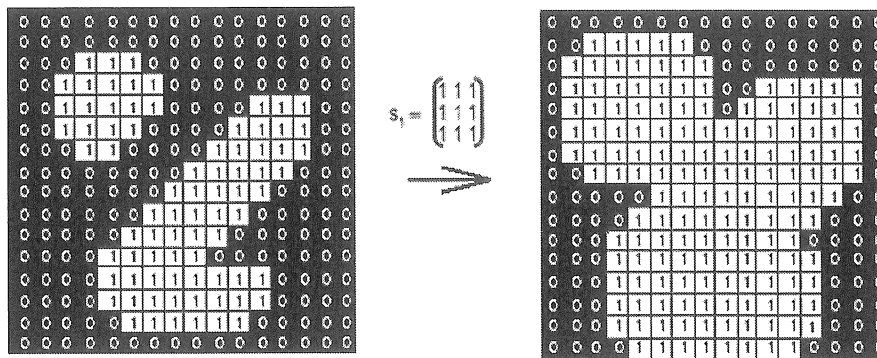
Hình 3



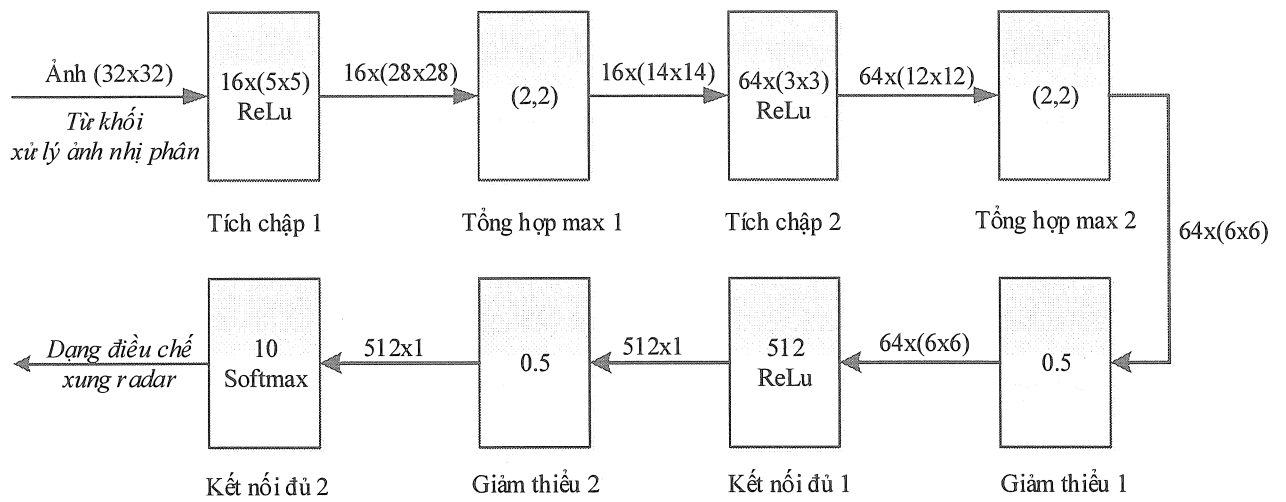
Hình 4



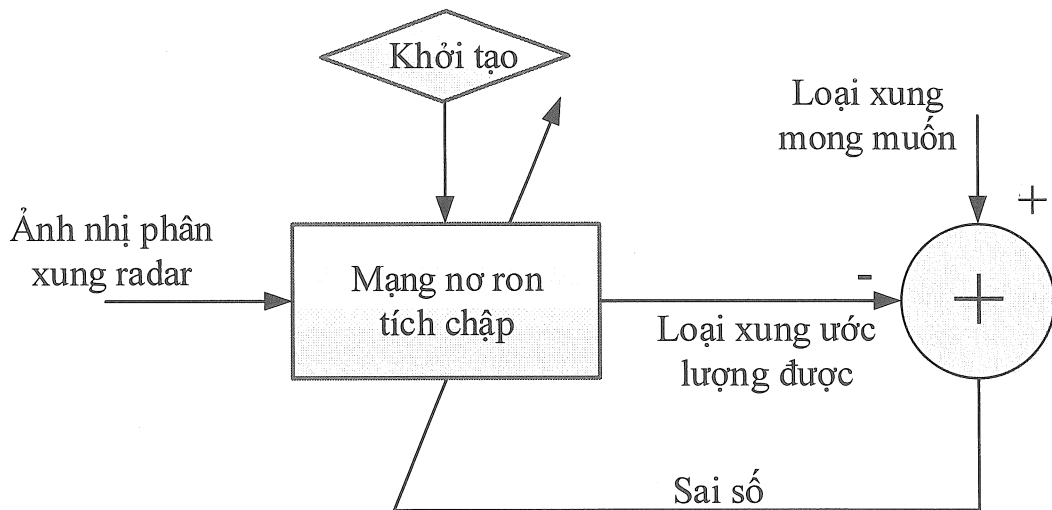
Hình 5



Hình 6



Hình 7



Hình 8