Khởi tạo trọng số cho mạng nơ ron tích chập số phức sử dụng giải thuật di truyền

Phạm Minh Tuấn[1], Nguyễn An Hưng[1]

[1] Trường Đại học Bách khoa – Đại học Đà Nẵng, 54 Nguyễn Lương Bằng, Đà Nẵng, Việt Nam

Tác giả liên hệ: Phạm Minh Tuấn, pmtuan@dut.udn.vn

Ngày nhận bài: 01/05/2022, ngày sửa chữa: 01/06/2022, ngày duyệt đăng: 30/06/2022

Định danh DOI: 10.32913/mic-ict-research-vn.v2022.n1.1054

Tóm tắt: Khởi tạo trọng số sử dụng phương pháp Glorot là một trong những phương pháp hữu hiệu cho mạng nơ ron tích chập (CNN). Ngoài ra những nghiên cứu trước đây cũng đã sử dụng phương pháp này cho CNN số phức. Tuy nhiên, không có nghiên cứu nào khẳng định được phương pháp khởi tạo trọng số Glorot có hiệu quả tốt nhất cho CNN số phức. Nghiên cứu này tập trung vào việc tối ưu CNN số phức dựa trên cách thức khởi tạo trọng số kết nối của các tế bào nơ ron. Bài báo này đề xuất sử dụng giải thuật di truyền (GA) để tìm tham số tối ưu cho phân bố Rayleigh để khởi tạo trọng số trước khi huấn luyện CNN số phức. Thực nghiệm cho thấy GA đã tìm ra tham số tốt hơn khi sử dụng phương pháp Glorot như các nghiên cứu trước đây.

Từ khóa: *Mạng nơ ron tích chập, số phức, giải thuật di truyền, phương pháp Glorot.*

Title: **Weight Initialization for Complex Number Convolutional Neural Networks Using Genetic Algorithms**

Abstract: Weight initialization using Glorot method is one of the effective methods for convolutional neural networks (CNN). In addition, previous studies have also used this method for complex number CNNs. However, there is no research to confirm that Glorot weight initialization method has the best effect for complex number CNN. This study focuses on optimizing complex number CNNs based on how to initialize connection weights of neurons. This paper proposes to use genetic algorithm (GA) to find optimal parameters for Rayleigh distribution to initialize weights before training complex number CNN. Experiments show that GA has found better parameters when using the Glorot method as in previous studies

Keywords: *Convolutional neural networks, complex number, genetic algorithms, glorot method.*

I. MỞ ĐẦU

Mạng nơron tích chập số phức [1, 2] (Complex Valued Convolutional Neural Networks – CNN số phức) là trong những phương pháp hiệu quả hiện nay trong nhận dạng [3], xử lý nhiễu ảnh [4, 5] hay xử lý tín hiệu [6]. Có 2 hướng tiếp cận chính đối với tế bào nơ ron trong mô hình CNN số phức [7]. Hướng thứ nhất là tách riêng thành 2 tế bào nơ ron riêng biệt, nơ ron phụ trách tính toán phần thực và nơ ron phụ trách tính toán phần ảo. Hướng thực hiện này có thể giúp cho các nghiên cứu có kế thừa mô hình CNN số thực một cách dễ dàng nhưng nó làm mất đi tính chất đặc biệt của số phức là tích 2 số phức hoạt động như một phép biến đổi hình học trong không gian 2 chiều. Hướng tiếp cận thứ 2 là áp dụng số phức cho từng nơ ron trong mạng CNN số phức [8]. Các tín hiệu đầu vào, đầu ra và trọng số kết nối giữa các lớp trong mạng CNN số phức đều sử dụng số phức. Hướng tiếp cận này cho thấy sự hiệu quả trong các bài toán có tín hiệu đầu vào hay đầu ra là số phức như kết hợp với phương pháp biến đổi Fourier nhanh (Fast Fourier Transform – FFT) để khử nhiễu hay nhận dạng tín hiệu, hình ảnh [7].

Bài báo này tập trung vào phân tích hướng tiếp cận thứ 2 là áp dụng số phức vào từ nơ ron trong mạng CNN số phức. Để huấn luyện 1 mạng CNN số phức, các phương pháp trước đây chú trọng việc xây dựng cấu trúc mạng, việc khởi tạo các trọng số bằng số phức ít được chú ý tới. Một số phương pháp [9, 10] có đề xuất sử dụng phương pháp Glorot [11] trong việc khởi tạo trọng số của các mạng CNN số thực để áp dụng cho CNN số phức. Tuy nhiên các nghiên cứu trước đây chưa chứng minh được việc khởi tạo như vậy là tối ưu nhất.

Nghiên cứu này đề xuất phương pháp khởi tạo trọng số cho mạng CNN số phức sử dụng giải thuật di truyền [12]. Bài báo này gồm 5 mục, mở đầu nêu bối cảnh và lý do lựa

chọn phương pháp đề xuất. Tiếp theo bài báo giới thiệu các nghiên cứu liên quan tới mạng CNN số phức và giải thuật di truyền. Tiếp đó là giải pháp đề xuất và thực nghiệm và đánh giá kết quả. Cuối cùng là kết luận.

II. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Nghiên cứu này chú trọng việc khởi tạo trọng số cho mạng CNN số phức sử dụng giải thuật di truyền. Vì vậy trong mục này sẽ giới thiệu mạng CNN số phức, trong đó có cách thức khởi tạo trước đây. Tiếp theo, mục này sẽ giới thiệu giải thuật di truyền trong các bài toán tối ưu các tham số trong các mô hình học máy, đặc biệt là mạng nơ ron nhân tạo.

1. Mạng nơ ron tích chập số phức

Số phức là số trong không gian **C** được biểu diễn dưới dạng:

$$z = x + \mathbf{i}y \in \mathbf{C} \tag{1}$$

Với $i^2 = -1$ là số ảo và $x, y \in \mathbf{R}$ là các số thực. Một hàm f trong không gian **C** được xác định bởi:

$$f : \mathbf{C} \to \mathbf{C} \tag{2}$$

$$f(z) = u(z) + \mathbf{i}v(z) \tag{3}$$

với $u, v : \mathbf{R} \to \mathbf{R}$ là các hàm được xác định trong không gian số thực.

Mạng nơ ron số phức [13][14] được triển khai tượng tự như mạng nơ ron số thực bằng cách định nghĩa lại cách nhân đối với trọng số $\mathbf{w} = w_r + \mathbf{i}w_i$ và tín hiệu đầu vào $\mathbf{x} = x_r + \mathbf{i}x_i \in \mathbf{C}$ của từng tế bào nơ ron.

$$\begin{aligned} \mathbf{wx} &= (w_r + \mathbf{i}w_i)(x_r + \mathbf{i}x_i) \\ &= (w_r x_r - w_i x_i) + \mathbf{i}(w_r x_i + w_i x_r) \in \mathbf{C} \end{aligned} \tag{4}$$

Đối với, mạng CNN số phức [8], ta coi như các trọng số là một ma trận số phức $W = W_r + iW_i$ và lớp đầu vào cũng là một ma trận số phức $X = X_r + iX_i$ với $W_r, W_i \in R^{S_1 * S_2}$ và $X_r, X_i \in R^{L_1 * L_2}$ lần lượt là các ma trận số thực, $S_1 * S_2$ là kích thước của ma trận trọng số và $L_1 * L_2$ là kích thước của ma trận đầu vào. Lúc này tích chập của 2 ma trận trọng số và ma trận đầu vào là một ma trận kích thước $L_1 * L_2$ với các phần tử $Y_{k,l}$ được xác định bởi công thức:

$$\begin{aligned} Y_{k,l} &= \sum_{x=1}^{S_1}\sum_{y=1}^{S_2} W_{x,y} X_{k+x,l+y} \\ &= \sum_{x=1}^{S_1}\sum_{y=1}^{S_2} (W_{x,y_r} X_{k+x,l+y_r} - W_{x,y_i} X_{k+x,l+y_i}) \\ &+ i\sum_{x=1}^{S_1}\sum_{y=1}^{S_2} (W_{x,y_r} X_{k+x,l+y_i} + W_{x,y_i} X_{k+x,l+y_r}) \end{aligned} \tag{5}$$

Việc khởi tạo ma trận trọng số trước khi huấn luyện thường được thực hiện dựa trên phương pháp của Glorot [12] nhằm xác định độ lệch chuẩn của các phần tử trong ma trận trọng số trong lúc khởi tạo. Gọi $w = w_r + iw_i$ là một phần tử bất kỳ trong ma trận trọng số, ta có thể biểu diễn w thành:

$$w = |w|e^{i\Theta} \tag{6}$$

Với Θ và $|w|$ lần lượt là góc và độ lớn của w. Phương sai của w và $|w|$ được tính bởi:

$$Var(w) = E(|w|^2) - (E(w))^2 \tag{7}$$

$$Var(|w|) = E(|w|^2) - (E(|w|))^2 \tag{8}$$

Khi ta cho giá trị kỳ vọng của w là $E(w) = 0$, từ (7) và (8) ta có:

$$Var(w) = Var(|w|) - (E(|w|))^2 \tag{9}$$

Dựa trên phân bố Rayleigh với tham số σ ta có:

$$E(|w|) = \sigma\sqrt{\frac{\pi}{2}} \tag{10}$$

và

$$Var(|w|) = \frac{4-\pi}{2}\sigma^2 \tag{11}$$

Suy ra:

$$Var(w) = \frac{4-\pi}{2}\sigma^2 + \left(\sigma\sqrt{\frac{\pi}{2}}\right)^2 = 2\sigma^2 \tag{12}$$

Theo như Glorot thì ta cần $Var(w) = \dfrac{2}{n_{in} + n_{out}}$, với n_{in}, n_{out} lần lượt là số lượng tín hiệu đầu vào và đầu ra của tế bào nơ ron. Vì vậy $\sigma = \sqrt{\dfrac{1}{n_{in} + n_{out}}}$ là giá trị tham số của phân bố Rayleigh trong các nghiên cứu trước đây. Tuy nhiên việc khởi tạo trọng số đựa trên Glorot đối với CNN số phức có thực sự là phương án tối ưu hay chưa thì chưa được sáng tỏ. Vì thế, bài báo này đề xuất sử dụng giải thuật di truyền nhằm tìm ra phương pháp khởi tạo trọng số cho CNN số phức.

2. Giải thuật di truyền

Giải thuật di truyền (Genetic Algorithm – GA) [15] là một phương pháp tối ưu tổ hợp dựa trên cơ chế di truyền của sinh vật. Giải thuật di truyền thường được sử dụng để tìm ra giải pháp tối ưu cho các bài toán NP khó. Giải thuật di truyền được mô tả như sau:

Bước 1: Tạo tập nghiệm ngẫu nhiên

Bước 2: Đánh giá các nghiệm hiện có

Bước 3: Nếu nghiệm tốt nhất thỏa mãn yêu cầu thì nhảy đến Bước 7

Bước 4: Lựa chọn các nghiệm tốt để nhân bản và các nghiệm xấu để loại bỏ

Bước 5: Lai ghép các cặp nghiệm để tạo ra nghiệm mới

Bước 6: Đột biến một số nghiệm trong tập nghiệm.

Bước 7: In ra kết quả tốt nhất

Để hiểu rõ hơn về giải thuật di truyền, ta lấy ví dụ sử dụng giải thuật di truyền để giải bài toán tìm nghiệm của phương trình:

$$x^2 - 12x + 36 = 0 \tag{13}$$

Bước 1: Thiết kế bộ gen là các số trong hệ nhị phân. Phương án nghiệm của bài toán là 1 số khi đổi qua cơ số thập phân của bộ gen. Ví dụ, ta có thể tạo ngẫu nhiên tập nghiệm ban đầu như sau: 0100, 1011, 0101, 1010.

Bước 2: Cần 1 tiêu chí đánh giá các nghiệm hiện có. Ta có thể chọn hàm đánh giá $f(x) = |x^2 - 12x + 36|$ vì $f(x)$ càng nhỏ thể hiện phương án nghiệm càng gần với kết quả chính xác. Khi đã có hàm đánh giá, ta tính giá trị f đối với tất cả các phương án nghiệm đang có. Ví dụ: $f(0100) = 4, f(1011) = 25, f(0101) = 1, f(1010) = 16$.

Bước 3: Kiểm tra kết thúc việc thực thi hay không. Giả sử tiêu chí kết thúc thuật toán $f(x) = 0$ thì chưa có nghiệm nào thỏa mãn tiêu chí kết thúc.

Bước 4: Lựa chọn các nghiệm tốt để nhân bản và các nghiệm xấu để loại bỏ. Ví dụ: nghiệm 1011 có $f(1011) = 25$ bị loại bỏ và nghiệm 0101 có$f(0101) = 1$ được nhân bản. Sau khi kết thúc bước này, tập hợp nghiệm sẽ là: 0101, 0101, 0100, 1010.

Bước 5: Lai ghép. Có nhiều hình thức lai ghép như lai ghép 1 điểm, lai ghép nhiều điểm hay lai ghép đồng nhất. Giả sử ta chọn lai ghép 1 điểm tại vị trí $k = 1$ thì có nghĩa là bít đầu nghiệm thứ nhất sẽ ghép với 3 bít sau của nghiêm thứ hai và ngược lại. Trong quá trình lai ghép theo cách thức trên, nếu cặp nghiệm 0101 và 1010 được lai ghép thì kết quả sẽ được 2 nghiệm mới là 1|101 và 0|010. Ta thay thế 2 nghiệm được lai ghép thành 2 nghiệm mới trong tập nghiệm.

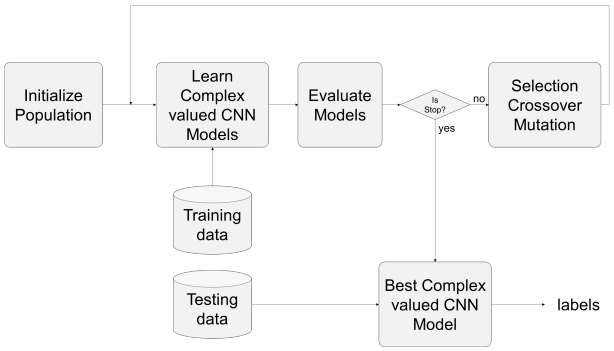
Bước 6: Đột biến. Tại một nghiệm bất kỳ, đổi giá trị 1 thành 0 hoặc 0 thành 1 ở tại 1 bít nào đó. Ví dụ 0101 được chọn và đột biến thành 010**0**, hoặc 0010 được chọn và đột biến thành 0**1**10.

Quá trình từ **Bước 2** đến **Bước 6** sẽ được lặp đi lặp lại đến khi tìm được cá thể thỏa mãn tiêu chí của bài toán. Trong ví dụ trên thì nghiệm 0110 chính là nghiệm tốt nhất của bài toán.

Việc áp dụng GA trong việc tối ưu các tham số hay cấu trúc mô hình học máy được thực hiện rất nhiều trong nghiên cứu trước đây, đặc biệt là đối với các mô hình mạng nơ ron nhân tạo. Whitley Darrell [Whitley 1990] đề xuất sử dụng GA nhằm tối ưu cách thức kết nối giữa các tế bào nơ ron trong mô hình ANN. Cook [16] đề xuất phương pháp ứng dụng GA nhằm tối ưu các tham số trong mô hình ANN. Karegowda [17] đề xuất phương pháp tối ưu trong số kết nối trong mô hình ANN sử dụng GA. Aszemi [18] đề xuất phương pháp tối ưu tham số cho mô hình CNN sử dụng GA. Chung [19] đề xuất phương pháp sử dụng GA trong mô hình CNN nhiều kênh (Multi-channel CNN).

III. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

Bài báo này đề xuất mô hình huấn luyện CNN số phức kết hợp với GA nhằm tối ưu tham số σ của phân bố Rayleigh trong quá trình khởi tạo trọng số đựa trên Glorot đối với CNN số phức. Hình 1 thể hiện mô hình khởi tạo trọng số cho CNN số phức sử dụng GA.



Hình 1. Mô hình khởi tạo trọng số cho CNN số phức sử dụng GA.

Các bước cụ thể trong mô hình được trình bày như sau:

Bước 1: Khởi tạo tập $n_{GA} = 50$ các cá thể.

Mục đích của GA là nhằm tối ưu tham số σ của phân bố Rayleigh trong quá trình khởi tạo trọng số đựa trên Glorot đối với CNN số phức. Bài báo này đề xuất:

$$\sigma = \left(\frac{1}{n_{in} + n_{out}}\right)^{\rho} \tag{14}$$

với $\rho \in (0, 1)$ là tham số cần tìm trong quá trình tối ưu hàm đánh giá $f(CNN_{complex}(\rho))$. Trong đó, $CNN_{complex}(\rho)$ là mô hình CNN số phức với khởi tạo trọng số theo phân bố Rayleigh. Mỗi cá thể đại diện cho ρ và được biểu diễn bằng 1 số ở hệ nhị phân 32 bit.

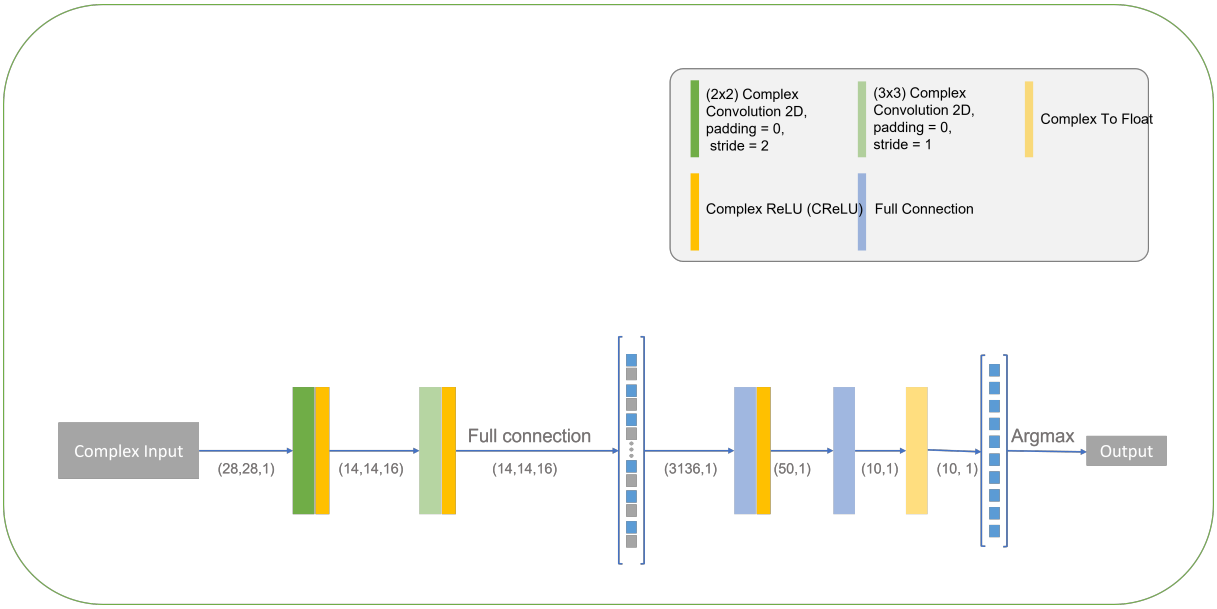
$$\overline{b_1 b_2 ... b_{32}}, b_i \in \{0, 1\} \tag{15}$$

và

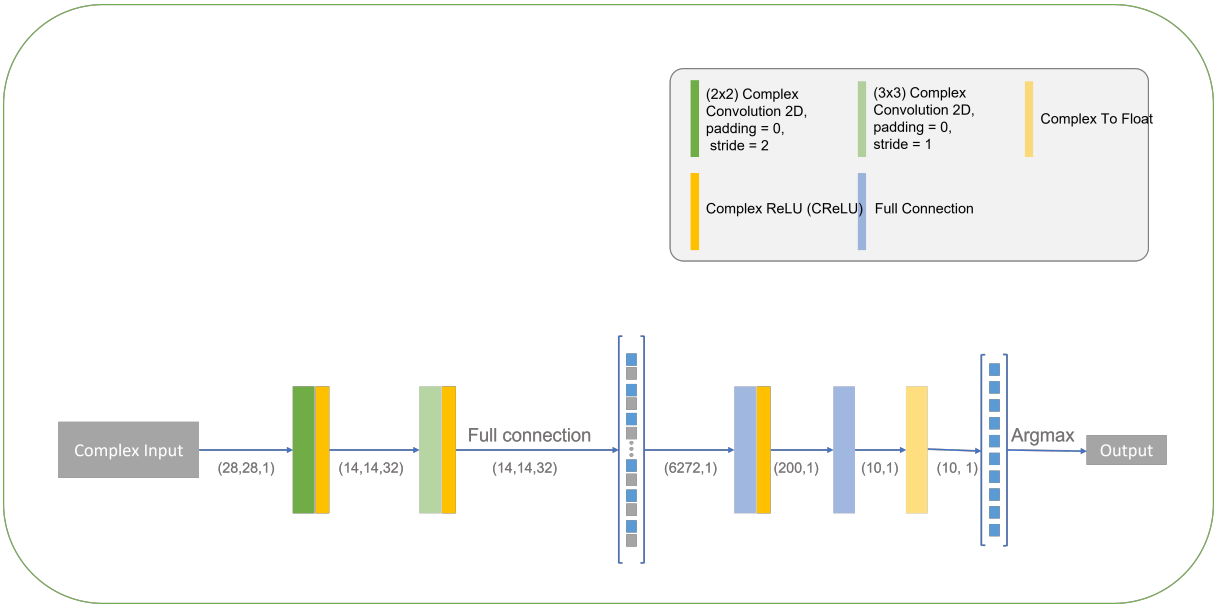
$$\rho = \sum_{i=1}^{32} b_i 2^{-i} \tag{16}$$

Bước 2: Ứng với mỗi cá thể ρ, nghiên cứu xây dựng mô hình CNN số phức $CNN_{complex}(\rho)$ sử dụng dữ liệu huấn luyện. Bài báo sử dụng 2 mô hình CNN số phức tại Hình 2 và 3 để đánh giá mức độ tin cậy của GA.

Bước 3: Đánh giá các mô hình CNN số phức bằng cách tính độ chính xác của việc nhận dạng dựa trên tập huấn luyện. Nếu độ chính xác của mô hình tốt nhất đủ lớn, quá



Hình 2. Mô hình CNN số phức với số lượng nơ ron nhỏ



Hình 3. Mô hình CNN số phức với số lượng nơ ron lớn

trình GA sẽ kết thúc và đưa ra mô hình CNN tốt nhất đó cũng như tham số ρ, ngược lại thì tiếp tục Bước 4.

Bước 4: Thực hiện các toán tử của GA là lựa chọn, lại ghép và đột biến. Việc lựa chọn được thực hiện bằng cách chọn $p_{selection} = 0.8$ các cá thể tốt nhất để giữ lại cho thế hệ sau,$1 - p_{selection}$ còn lại sẽ bị loại bỏ và thay thế bằng cách nhân bản ngẫu nghiên các cá thể trong thế hệ hiện tại. Việc lai ghép được thực hiện với tỉ lệ $p_{crossover} = 0.3$ số cặp các cá thể và sử dụng phương pháp lai ghép đồng nhất (uniform crossover). Quá trình đột biến được tiến hành ngẫu nhiên với tỉ lệ $p_{mutation} = 0.01$.

Việc đánh giá được dựa trên kết quả nhận dạng đối với tập kiểm thử trên mô hình CNN số phức tốt nhất. Kết quả nhận dạng của phương pháp đề xuất được kỳ vọng sẽ tốt hơn phương pháp sử dụng khởi tạo trọng số đựa trên Glorot đối với CNN số phức bởi vì phương pháp Glorot là phương pháp sử dụng tham số σ với công thức cố định.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n_{in} + n_{out}}} \tag{17}$$

Trong khi phương pháp đề xuất là phương pháp tìm kiếm

tối ưu đối với tham số σ không cố định tùy thuộc vào $\rho \in (0, 1)$.

$$\sigma = \left(\frac{1}{n_{in} + n_{out}}\right)^{\rho} \tag{18}$$

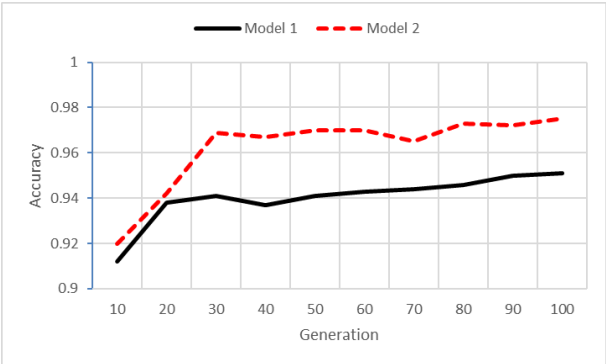
Vì thế, phương pháp đề xuất sẽ có kết quả không thể thấp hơn phương pháp dựa trên Glorot.

Tuy nhiên, về mặt thời gian để tìm ra tham số tối ưu của phương pháp đề xuất thì rõ ràng phải thực hiện rất nhiều lần việc huấn luyện mạng ứng với từng tham số ρ trong giải thuật di truyền. Bài báo này chỉ chú trọng việc chứng minh rằng phương pháp khởi tạo trọng số dựa trên Glorot chưa phải là phương pháp tốt nhất, nên không chú trọng đến việc tối ưu về mặt thời gian huấn luyện.

IV. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

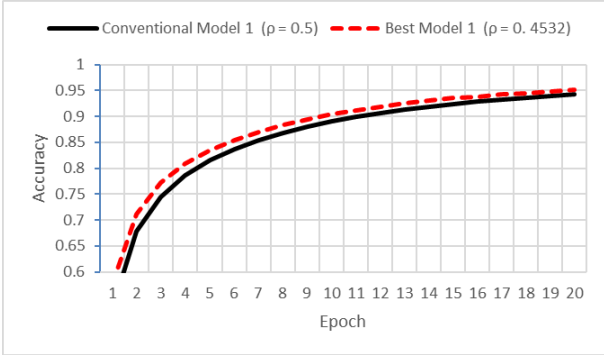
Để đánh giá mô hình đề xuất, nghiên cứu đã sử dụng dữ liệu MNIST Handwritten Digit Database [20] để sinh ngẫu nhiên 1000 mẫu cho tập huấn luyện và 5000 mẫu cho tập kiểm thử. Nghiên cứu sử dụng GA để tìm tham số ρ ứng với 2 mô hình CNN số phức như ở Hình 2 (Model 1) và Hình 3 (Model 2).

Hình 4 là kết quả nhận dạng đúng của 2 mô hình CNN số phức qua các thế hệ GA. Hình 4 cho thấy kết quả nhận dạng đúng của cả 2 mô hình CNN số phức tăng dần qua từng thế hệ trong GA.

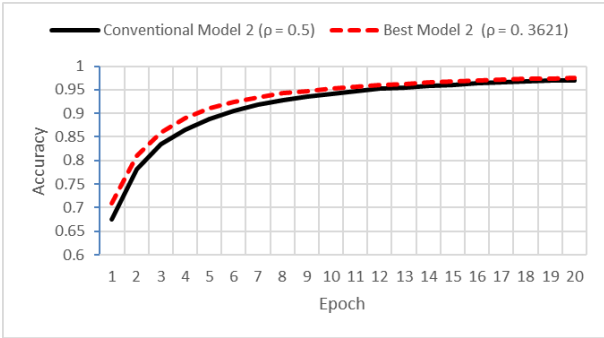


Hình 4. Kết quả nhận dạng đúng của 2 mô hình CNN số phức qua các thế hệ GA

Hình 5 và Hình 6 là kết quả so sánh tỉ lệ nhận dạng đúng biến thiên theo từng epoch giữa mô hình CNN số phức tốt nhất do GA đưa ra và mô hình CNN số phức trước đây ($\rho = 0.5$). Kết quả so sánh cho thấy Mô hình CNN số phức tốt nhất do GA đưa ra đều tốt hơn mô hình CNN số phức với tham số được đề xuất bởi Glorot. Điều đó cho thấy việc khởi tạo trọng số sử dụng phương pháp Glorot chưa phải phù hợp nhất cho mô hình CNN số phức. Cả hai mô hình tốt nhất đều có khuynh hướng $\rho_{GA} < \rho_{Glorot}$.



Hình 5. Tỉ lệ nhận dạng đúng biến thiên theo epoch đối với mô hình CNN số phức (Model 1) với tham sốρ được đề xuất bởi phương pháp trước đây và tham số tốt nhất do GA tìm được



Hình 6. Tỉ lệ nhận dạng đúng biến thiên theo epoch đối với mô hình CNN số phức (Model 2) với tham số ρ được đề xuất bởi phương pháp trước đây và tham số tốt nhất do GA tìm được

V. KẾT LUẬN

Bài báo này đã đề xuất mô hình sử dụng thuật toán di truyền để tìm tham số tối ưu cho việc khởi tạo trọng số trong mô hình mạng nơ ron tích chập số phức. Kết quả thực nghiệm đã cho thấy việc khởi tạo với tham số được đề xuất bởi mô hình đề xuất tốt hơn so với việc khởi tạo bằng phương pháp Glorot. Việc sử dụng thuật toán di truyền để tìm tham số bắt buộc phải xây dựng rất nhiều mô hình mạng nơ ron tích chập số phức nên việc tìm ra mô hình tối ưu nhất là điều có thể lường trước được. Tuy nhiên, việc thực nghiệm với thuật toán di truyền này đã chứng minh được rằng phương pháp khởi tạo trọng số Glorot chưa phù hợp với mô hình số phức. Hướng phát triển trong thời gian tới của nghiên cứu này là tìm ra được công thức phù hợp hơn cho tham số khởi tạo trọng số của mô hình mạng nơ ron số phức để thay thế cho phương pháp Glorot. Tiếp đến đưa ra các mô hình toán học để chứng minh tính đúng đắn của công thức đã tìm thấy. Cuối cùng là thử nghiệm trên các dữ liệu lớn hơn để kiểm chứng tính đúng đắn đó.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Z. Zhang, H. Wang, F. Xu, and Y.-Q. Jin, "Complex-valued convolutional neural network and its application in polarimetric sar image classification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 55.12*, pp. 7177–7188, 2017.

[2] N. Guberman, "On complex valued convolutional neural networks," *arXiv preprint*, 2016.

[3] C.-A. Popa, "Complex-valued convolutional neural networks for real-valued image classification," *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE*, 2017.

[4] S. Rawat, K.P.S.Rana, and V. Kumar, "A novel complex-valued convolutional neural network for medical image denoising," *Biomedical Signal Processing and Control 69*, p. 102859, 2021.

[5] Y. Quan, Y. Chen, Y. Shao, H. Teng, Y. Xu, and H. Ji, "Image denoising using complex-valued deep cnn," *Pattern Recognition 111*, p. 107639, 2021.

[6] J. Gao, B. Deng, Y. Qin, H. Wang, and X. Li, "Enhanced radar imaging using a complex-valued convolutional neural network," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 16.1*, 2018.

[7] M. T. Pham, V. Q. Nguyen, C. D. Hoang, H. L. Vo, D. K. Phan, and A. H. Nguyen, "Efficient complex valued neural network with fourier transform on image denoising." *The 5th International Conference on Future Networks & Distributed Systems*, 2021.

[8] Bassey, Joshua, L. Qian, , and X. Li, "A survey of complex-valued neural networks," *arXiv preprint*, 2021.

[9] H. Pratt, B. Williams, and F. C. . Y. Zheng, "Fcnn: Fourier convolutional neural networks," *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Springer, Cham,*, 2017.

[10] D. A. B. O. S. F. B. J.-Y. S. M. Cord, "Complex-valued neural networks for fully-temporal micro-doppler classification," *2019 20th International Radar Symposium (IRS). IEEE*, 2019.

[11] X. Glorot, A. Bordes, and Y. Bengio, "Deep sparse rectifier neural networks." *Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics. JMLR Workshop and Conference Proceedings,*, 2011.

[12] W. Darrell, T. Starkweather, , and C. Bogart., "Genetic algorithms and neural networks: Optimizing connections and connectivity," *Parallel computing 14.3*, pp. 347–361, 1990.

[13] A. Hirose, "Complex-valued neural networks," *Springer Science & Business Media*, vol. 400, 2012.

[14] Virtue, Patrick, X. Y. Stella, , and M. Lustig, "Better than real: Complex-valued neural nets for mri fingerprinting." *2017 IEEE international conference on image processing (ICIP).*, 2017.

[15] Mirjalili and Seyedali., "Genetic algorithm," *Evolutionary algorithms and neural networks. Springer, Cham*, pp. 43–55, 2019.

[16] C. D. F., C. T. Ragsdale, , and R. L. Major, "Combining a neural network with a genetic algorithm for process parameter optimization." *Engineering applications of artificial intelligence 13.4*, pp. 391–396, 2000.

[17] K. A. Gowda, A. S. Manjunath, , and M. A. Jayaram., "Application of genetic algorithm optimized neural network connection weights for medical diagnosis of pima indians diabetes," *International Journal on Soft Computing 2.2*, pp. 15–23, 2011.

[18] A. N. Mohd, , and P. D. D. Dominic, "Hyperparameter optimization in convolutional neural network using genetic algorithms." *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl 10.6*, pp. 269–278, 2019.

[19] C. Hyejung, , and K. shik Shin, "Genetic algorithm-optimized multi-channel convolutional neural network for stock market prediction," *Neural Computing and Applications 32.12*, pp. 7897–7914, 2020.

[20] Deng and Li, "The mnist database of handwritten digit images for machine learning research [best of the web]," *IEEE signal processing magazine 29.6*, pp. 141–142, 2012.

SƠ LƯỢC VỀ TÁC GIẢ

Phạm Minh Tuấn

Nhận học vị tiến sĩ chuyên ngành Khoa học tính toán tại đại học Nagoya, Nhật Bản năm 2012. Từ năm 2012 là giảng viên khoa Công nghệ thông tin tại trường Đại học Bách Khoa - Đại Học Đà Nẵng. Từ năm 2015 là Trưởng bộ môn Mạng và truyền thông, khoa CNTT, trường Đại học Bách khoa - Đại học Đà Nẵng. Từ năm 2020 là Phó trưởng Khoa Công nghệ thông tin, trường Đại học Bách khoa - Đại học Đà Nẵng.

Lĩnh vực Nghiên cứu: trí tuệ nhân tạo, tính toán mềm, đại số hình học.

Email: pmtuan@dut.udn.vn

Nguyễn An Hưng

Là sinh viên khoa Công nghệ thông tin, trường Đại học Bách Khoa - Đại Học Đà Nẵng.

Lĩnh vực Nghiên cứu: trí tuệ nhân tạo, xử lý dữ liệu, toán học và khoa học máy tính, khoa học dữ liệu trong sinh học.

Email: 102210009@dut.udn.vn