BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO BỘ CÔNG THƯƠNG

**VIỆN NGHIÊN CỨU ĐIỆN TỬ, TIN HỌC, TỰ ĐỘNG HÓA**

--\*\*\*--

**DƯƠNG ĐỨC ANH**

**NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN VÀ ỨNG DỤNG**

**CHO MẠNG NƠ RON TẾ BÀO BẬC CAO**

**LUẬN ÁN TIẾN SĨ KỸ THUẬT**

**HÀ NỘI, NĂM 2023**

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO BỘ CÔNG THƯƠNG

**VIỆN NGHIÊN CỨU ĐIỆN TỬ, TIN HỌC, TỰ ĐỘNG HÓA**

--\*\*\*--

**DƯƠNG ĐỨC ANH**

**NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN VÀ ỨNG DỤNG**

**CHO MẠNG NƠ RON TẾ BÀO BẬC CAO**

**CHUYÊN NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ**

**MÃ SỐ: 9520203**

**LUẬN ÁN TIẾN SĨ KỸ THUẬT**

**NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC**

1. PGS.TS. NGUYỄN QUANG HOAN

2. PGS.TSKH. NGUYỄN HỒNG VŨ

**HÀ NỘI, NĂM 2023**

# MỤC LỤC

[MỤC LỤC i](#_Toc149881192)

[LỜI CAM ĐOAN iii](#_Toc149881193)

[LỜI CẢM ƠN iv](#_Toc149881194)

[DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT v](#_Toc149881195)

[DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC vii](#_Toc149881196)

[DANH MỤC BẢNG x](#_Toc149881197)

[DANH MỤC HÌNH VẼ xi](#_Toc149881198)

[MỞ ĐẦU xii](#_Toc149881199)

[1. Tính cấp thiết của đề tài luận án xiii](#_Toc149881200)

[2. Mục tiêu nghiên cứu của luận án xiv](#_Toc149881201)

[3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu xiv](#_Toc149881202)

[4. Phương pháp nghiên cứu xv](#_Toc149881203)

[5. Đề xuất mới của luận án xv](#_Toc149881204)

[6. Cấu trúc của luận án xv](#_Toc149881205)

[CHƯƠNG 1.](#_Toc149881206)[TỔNG QUAN VỀ CẤU TRÚC VÀ LUẬT HỌC MẠNG NƠ RON 1](#_Toc149881207)

[1.1. Cấu trúc và luật học trong mạng nơ ron truyền thống 1](#_Toc149881208)

[1.1.1. Khái niệm và phân loại học trong mạng nơ ron truyền thống 1](#_Toc149881209)

[1.1.2. Cấu trúc và luật học của mạng nơ ron truyền thẳng 2](#_Toc149881210)

[1.1.3. Cấu trúc mạng nơ ron hồi quy và luật học 7](#_Toc149881211)

[1.2. Các luật học cho mạng nơ ron hiện đại – mạng nơ ron học sâu 21](#_Toc149881212)

[1.3. Các nghiên cứu về mạng nơ ron tế bào và luật học 23](#_Toc149881213)

[1.3.1. Các nghiên cứu về mạng nơ ron tế bào ở ngoài nước 23](#_Toc149881214)

[1.3.2. Các nghiên cứu và công bố về mạng nơ ron tế bào tại Việt Nam 30](#_Toc149881215)

[1.4. Đặt vấn đề nghiên cứu 31](#_Toc149881216)

[1.4.1. Phát biểu bài toán 31](#_Toc149881217)

[1.4.2. Dự kiến kết quả 31](#_Toc149881218)

[1.5. Kết luận chương 1 32](#_Toc149881219)

[CHƯƠNG 2.](#_Toc149881220)[THUẬT TOÁN PERCEPTRON HỒI QUY 33](#_Toc149881221)

[CHO MẠNG NƠ RON TẾ BÀO BẬC CAO 33](#_Toc149881222)

[2.1. Đặt vấn đề 33](#_Toc149881223)

[2.2. Mạng nơ ron tế bào bậc hai 33](#_Toc149881224)

[2.2.1. Cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc hai 33](#_Toc149881225)

[2.2.2. Phân tích tính ổn định của mạng nơ ron tế bào bậc hai 40](#_Toc149881226)

[2.3. Phát triển luật học trong mạng nơ ron tế bào bậc hai 43](#_Toc149881227)

[2.3.1. Thuật toán học có giám sát - Luật học SORPLA 43](#_Toc149881228)

[2.3.2. Thử nghiệm thuật toán SORPLA 49](#_Toc149881229)

[2.4. Ứng dụng thuật toán SORPLA cho xử lý ảnh 54](#_Toc149881230)

[2.4.1. Tổng quan về ứng dụng của mạng nơ ron tế bào bậc cao 54](#_Toc149881231)

[2.4.2. Xử lý ảnh dùng mạng nơ ron tế bào 55](#_Toc149881232)

[2.4.3. Thiết kế mạng nơ ron tế bào bậc cao 59](#_Toc149881233)

[2.4.4. Thuật toán xác định biên ảnh sử dụng thuật toán PySOCeNNs 59](#_Toc149881234)

[2.4.5. Kết quả thử nghiệm 60](#_Toc149881235)

[2.4.6. Đánh giá và so sánh các kết quả thử nghiệm 62](#_Toc149881236)

[2.5. Kết luận chương 2 62](#_Toc149881237)

[CHƯƠNG 3.](#_Toc149881238)[THUẬT TOÁN LAI GIẢI THUẬT DI TRUYỀN 65](#_Toc149881239)

[VỚI PERCEPTRON HỒI QUY VÀ TÍNH HỘI TỤ 65](#_Toc149881240)

[3.1. Đặt vấn đề 65](#_Toc149881241)

[3.2. Tính hội tụ của thuật toán Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao 65](#_Toc149881242)

[3.3. Thuật toán lai giải thuật di truyền cho mạng nơ ron tế bào bậc hai 71](#_Toc149881243)

[3.3.1. Giải thuật di truyền 71](#_Toc149881244)

[3.3.2. Giải thuật di truyền cho mạng nơ ron tế bào chuẩn 73](#_Toc149881245)

[3.3.3. Thuật toán giải thuật di truyền áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao 83](#_Toc149881246)

[3.3.4. Thuật toán lai Giải thuật di truyền và Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao 89](#_Toc149881247)

[3.4. Đánh giá và so sánh các thuật toán đề xuất 94](#_Toc149881248)

[3.5. Kết luận chương 3 96](#_Toc149881249)

[KẾT LUẬN 98](#_Toc149881250)

[DANH MỤC CÁC CÔNG BỐ CỦA LUẬN ÁN 99](#_Toc149881251)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 100](#_Toc149881252)

[PHỤ LỤC 01: CÁC LƯU ĐỒ THUẬT TOÁN TẠI LUẬN ÁN 107](#_Toc149881253)

# LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu của riêng tôi. Các kết quả được công bố với các tác giả khác đều được sự đồng ý của các đồng tác giả trước khi đưa vào luận án. Các kết quả trong luận án là trung thực và chưa từng được công bố trong bất kỳ công trình nào khác.

|  |  |
| --- | --- |
|  | **TÁC GIẢ LUẬN ÁN**  **Dương Đức Anh** |

# LỜI CẢM ƠN

Luận án được thực hiện tại Viện Nghiên cứu Điện tử, Tin học, Tự động hóa, dưới sự hướng dẫn của PGS. TS. Nguyễn Quang Hoan và PGS.TSKH. Nguyễn Hồng Vũ.

Tôi xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc tới PGS. TS. Nguyễn Quang Hoan cùng PGS.TSKH. Nguyễn Hồng Vũ đã luôn động viên, trao đổi nhiều kiến thức và chỉ bảo tôi vượt qua những khó khăn để hoàn thành luận án này.

Tôi cũng xin gửi lời cảm ơn chân thành tới TS. Nguyễn Thế Truyện – Viện trưởng, cùng các nhà khoa học, các đồng nghiệp tại Viện Nghiên cứu Điện tử, Tin học, Tự động hóa (VIELINA), Bộ Công Thương đã có những trao đổi, góp ý để tôi hoàn thiện luận án và giúp đỡ tôi trong quá trình học tập, nghiên cứu.

Cuối cùng, tôi xin gửi lời cảm ơn sâu sắc tới gia đình, bạn bè, những người đã luôn ủng hộ, giúp đỡ và hỗ trợ tôi về mọi mặt để tôi hoàn thành luận án.

**TÁC GIẢ LUẬN ÁN**

**Dương Đức Anh**

# DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ADALINE | Adaptive Linear Neuron | Nơ ron tuyến tính thích nghi |
| ARM | Advanced RISC Machine | Máy dựa trên kiến trúc RISC |
| BAM | Bidirectional Associative Memory | Bộ nhớ liên kết hai chiều |
| CNN | Convolutional Neural Network | Mạng nơ ron tích chập |
| CeNNs | Cellular Neural Networks | Mạng nơ ron tế bào |
| CeNN-UM | CeNNs Universal Machine | Máy tính vạn năng CeNNs |
| DAL | Decentralized Asynchronous Learning | Học không đồng bộ phân tán |
| DBM | Deep Boltzmann Machine | Máy Boltzman sâu |
| DBN | Deep Belief Networks | Mạng niềm tin sâu |
| EBL | Experience-Based Learning | Học dựa trên kinh nghiệm |
| HOCeNNs | High Order Cellular Neural Networks | Mạng nơ rơn tế bào bậc cao |
| GA | Genetic Algorithm | Giải thuật di truyền |
| GACeNNs | Genetic Algorithm for Cellular Neural Networks | Giải thuật di truyền cho mạng nơ ron tế bào chuẩn |
| GASOCeNNs | Genetic Algorithm for Second-Order Cellular Neural Networks | Giải thuật di truyền cho mạng nơ ron tế bào bậc hai |
| GASORPLA | Genetic Algorithm and Second Order Recurrent Perceptron Learning Algorithm | Giải thuật di truyền kết hợp Perceptron hồi quy bậc hai |
| FIRDDCeNNs | Fuzzy Delayed Reaction-Diffusion Cellular Neural Networks | Mạng nơ ron tế bào khuếch tán-mờ  có trễ |
| FPGA | Field Programmable Gate Array | Mảng cổng logic lập trình được |
| GAN | Generative Adversarial Network | Mạng cạnh tranh sáng tạo |
| KBIL | Knowledge Based Inductive Learning | Học quy nạp dựa trên trí thức |
| LSTM | Long Short-Term Memory | Mạng bộ nhớ liên kết ngắn dài |
| MCeNNs | Multi-Layer Cellular Neural Networks | Mạng nơ ron tế bào nhiều lớp |
| MLP | Multi-Layer Perceptron | Perceptron nhiều lớp |
| NST | Chromosomes | Nhiễm Sắc Thể |
| PyCeNNs | Python Cellular Neural Networks | Mạng nơ ron tế bào Python |
| PySOCeNNs | Python Second Order Cellular Neural Networks | Mạng nơ ron tế bào bậc hai Python |
| RBL | Resource-Based Learning | Học dựa trên tài nguyên |
| RNN | Recurrent Neural Networks | Mạng nơ ron hồi quy |
| RPLA | Recurrent Perceptron Learning Algorithm | Thuật toán học Perceptron hồi quy |
| RvNNs | Recursive Neural Networks | Mạng nơ ron đệ quy |
| SOCeNNs | Second Order Cellular Neural Networks | Mạng nơ ron tế bào bậc hai |
| SORPLA | Second Order Recurrent Perceptron Learning Algorithm | Thuật toán học Perceptron hồi quy  bậc hai |
| VAE | Variational Autoencoder | Bộ mã hóa tự động biến đổi |
| WAMS | Wide-Area Monitoring System | Hệ thống giám sát diện rộng |

# DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC

|  |  |
| --- | --- |
| **Ký hiệu** | **Diễn giải** |
| **A2**(*i,j; k,l;m,n*) | Ma trận trọng số phản hồi đến tế bào thứ (*i,j*) từ các đầu ra (*k,l), (m,n*) của mạng nơ ron tế bào bậc hai |
| **A1***(i,j;k,l),***A21***(i,j;k,l)..* | Ma trận trọng số phản hồi đến tế bào thứ *(i,j)* từ các đầu ra *(k,l)* của mạng nơ ron tế bào bậc nhất, bậc hai tương ứng |
| *a11, a211,.., a295* | Các trọng số trong ma trận trọng số phản hồi đầu ra |
| **B2**(*i,j; k,l;m,n*) | Ma trận trọng số điều khiển đầu vào đến tế bào thứ (*i,j*) từ các đầu vào (*k,l*), *(m,n)* của mạng nơ ron tế bào bậc hai |
| **B1***(i,j;k,l),* ***B*21***(i,j;k,l)..* | Ma trận trọng số điều khiển đầu vào đến tế bào thứ *(i,j)* từ các đầu ra *(k,l)* của mạng nơ ron tế bào bậc nhất, bậc hai tương ứng |
| *b11, b211,.., b295* | Các trọng số trong ma trận trọng số điều khiển đầu vào |
| *C* | Tụ điện của tế bào *(i,j)* |
| *C*(*i,j*); *C*(*k,l*) | Tế bào tại các vị trí (*i,j*); (*k,l*) |
| hoặc | Đầu ra mong muốn của mạng |
|  | Giá trị sai lệch giữa đầu ra mong muốn và đầu ra tính toán |
|  | Hàm bình phương sai số |
|  | Hàm tương tác đầu ra của nơ ron thứ *i* |
| *I* | Ngưỡng, xác định ngưỡng kích thích |
| *k* | Số bước tính toán của thuật toán học |
| *M* | Số hàng của mảng (ma trận) nơ ron tế bào |
| *N* | Số cột của mảng (ma trận) nơ ron tế bào |
|  | Các tế bào láng giềng *N* của tế bào (*i,j*); (*k,l*) với bán kính *r* |
| P | Số lượng mẫu học cho mạng nơ ron |
|  | Điện trở nội của mạng CeNNs |
| *r* | Bán kính lân cận của nơ ron *C(i,j)* |
|  | Bộ hàm tổng các tín hiệu đầu ra CeNNs |
| *s* | Mẫu học thứ *s* cho mạng nơ ron |
|  | Bộ hàm tổng các tín hiệu đầu vào CeNNs |
| hoặc | Tín hiệu đầu vào của mạng |
|  | Tín hiệu đầu vào lân cận *(k,l)* và *(m,n)* của tế bào thứ *(i,j)* |
| *V(t)* | Hàm Lyapunov |
| **W** | Ma trận trọng số của mạng |
|  | Trọng liên kết giữa phần tử nơ ron thứ *j* với nơ ron thứ *i* |
|  | Trọng liên kết giữa phần tử nơ ron thứ *l* với nơ ron thứ *k* |
|  | Trọng liên kết giữa phần tử nơ ron thứ *n* với nơ ron thứ *m* |
| hoặc | Tín hiệu trạng thái của mạng tại thời điểm *t* |
| hoặc | Đầu ra tính toán của mạng |
|  | Tín hiệu đầu ra lân cận thứ *(k,l)* và *(m,n)* của tế bào thứ *(i,j)* |
| *α* | Tốc độ học của mạng |
|  | Các NST bố mẹ phục vụ lai tạo, đột biến |
|  | Các NST thế hệ tiếp theo của phép lai tạo, đột biến |
|  | Giá trị cập nhật trọng số cho mạng nơ ron |

# DANH MỤC BẢNG

[Bảng 1.1. Bảng phân loại các mạng học sâu 22](#_Toc149142037)

[Bảng 2.1. Bảng phân bố tế bào lân cân của tế bào trung tâm *C(i,j)*, tương ứng *r=1* 33](#_Toc149652954)

[Bảng 2.2. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i-1,j-1)* 37](#_Toc149652955)

[Bảng 2.3. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i-1,j)* 37](#_Toc149652956)

[Bảng 2.4. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i-1,j+1)* 37](#_Toc149652957)

[Bảng 2.5. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i,j-1)* 37](#_Toc149652958)

[Bảng 2.6. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i,j)* 37](#_Toc149652959)

[Bảng 2.7. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i,j+1)* 38](#_Toc149652960)

[Bảng 2.8. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i+1,j-1)* 38](#_Toc149652961)

[Bảng 2.9. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i+1,j)* 38](#_Toc149652962)

[Bảng 2.10. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận *C(i+1,j+1)* 38](#_Toc149652963)

[Bảng 3. 1. Bảng kết quả lai tạo CeNNs 78](#_Toc149816528)

[Bảng 3. 2. Bảng giá trị hàm phù hợp *E(w*) của CeNNs 81](#_Toc149816529)

[Bảng 3. 3. Bảng kết quả lai tạo SOCeNNs 87](#_Toc149816530)

[Bảng 3. 4. Bảng kết quả thử nghiệm các thuật toán 95](#_Toc149816531)

# DANH MỤC HÌNH VẼ

[Hình 1.1. Cấu trúc và luật học mạng Perceptron 2](#_Toc149879834)

[Hình 1.2. Cấu trúc mạng truyền thẳng nhiều lớp 5](#_Toc149879835)

[Hình 1.3. Cấu trúc mạng BAM 10](#_Toc149879836)

[Hình 1.4. Mô tả mạng nơ ron tế bào chuẩn kích thước *MxN* 12](#_Toc149879837)

[Hình 1.5. Nguyên lý mạch điện mạng nơ ron tế bào 12](#_Toc149879838)

[Hình 1.6. Hàm tương tác đầu ra của nơ ron tế bào chuẩn 14](#_Toc149879839)

[Hình 1.7. Sơ đồ khối mạng nơ ron tế bào chuẩn 15](#_Toc149879840)

[Hình 1.8. Cấu trúc mạng nơ ron tích chập LeNet-5 23](#_Toc149879841)

[Hình 2.1. Cấu trúc tổng quát mạng nơ ron tế bào bậc hai 35](#_Toc149879850)

[Hình 2.2. Mô hình cấu trúc CeNNs bậc hai quy đổi 39](#_Toc149879851)

[Hình 2.3. Sơ đồ mạng SOCeNNs quy đổi sang mạng truyền thẳng Perceptron 45](#_Toc149879852)

[Hình 2.4. Tập mẫu huấn luyện SOCeNNs 50](#_Toc149879853)

[Hình 2.5. Quá trình quá độ x(t) tại tế bào vị trí *C(3,3)* và *C(6,4)* trong SOCeNNs 53](#_Toc149879854)

[Hình 2.6. Trình tự xử lý ảnh thông thường sử dụng mạng nơ ron tế bào 57](#_Toc149879855)

[Hình 2.7. So sánh kết quả xác định biên ảnh giữa hai bộ trọng số của SOCeNNs 61](#_Toc149879856)

[Hình 2.8. So sánh kết quả xác định biên ảnh giữa CeNNs và SOCeNNs 61](#_Toc149879857)

[Hình 3.1. Hàm bình phương tối thiểu và hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn 67](#_Toc149879893)

[Hình 3.2. Đặc tính của hàm năng lượng theo giá trị trọng số 74](#_Toc149879894)

[Hình 3.3. Xác định đường biên đối tượng sử dụng GA cho CeNNs 83](#_Toc149879895)

[Hình 3.4. Hình ảnh xác định đường biên của đối tượng sử dụng GASOCeNNs 89](#_Toc149879896)

[Hình 3.5. Hình ảnh đường biên sử dụng GASORPLA 93](#_Toc149879897)

[Hình 3.6. Hình ảnh đường biên núi Phú Sỹ - Nhật Bản 94](#_Toc149879898)

[Hình PL.1. Lưu đồ thuật toán RPLA cho CeNNs 107](#_Toc149653046)

[Hình PL.2. Lưu đồ thuật toán SORPLA 108](#_Toc149653047)

[Hình PL.3. Lưu đồ thuật toán xác định biên ảnh PySOCeNNs 109](#_Toc149653048)

[Hình PL.4. Lưu đồ thuật toán GA cho CeNNs 110](#_Toc149653049)

[Hình PL.5. Lưu đồ thuật toán GA cho SOCeNNs 111](#_Toc149653050)

[Hình PL.6. Lưu đồ thuật toán lai GASORPLA 112](#_Toc149653051)

# MỞ ĐẦU

Thời đại số ở Việt Nam và trên thế giới đang sử dụng trí tuệ nhân tạo làm hạt nhân cho sự phát triển, trong đó mạng nơ ron phỏng theo não người đang nổi lên như một công cụ hiện đại. Hai lớp cấu trúc cơ bản của mạng nơ ron là mạng nơ ron truyền thẳng và mạng nơ ron phản hồi (hay mạng nơ ron hồi quy). Mạng nơ ron học sâu nhiều lớp cơ bản kế thừa mạng nơ ron truyền thẳng truyền thống (cá biệt có lai với một số lớp có tín hiệu truy hồi) ghép các chức năng mong muốn bằng hàng trăm hàng ngàn lớp mạng nối tiếp và đã trở thành các sản phẩm phần mềm thương mại. Mạng nơ ron phản hồi hay mạng nơ ron truyền ngược là một hướng phát triển khác tương đương, không chỉ với các luật học có thể cấy trên các phần sụn (chương trình phần mềm được ghi trên các chip phần cứng như bộ nhớ ROM) mà còn được chế tạo thành máy tính nơ ron đầu tiên trên thế giới (L. Chua được trao giải thưởng Gustav Robert Kirchhoff năm 2005).

Mạng nơ ron tế bào thuộc lớp cấu trúc mạng nơ ron hồi quy, được L. Chua và L. Yang đề xuất năm 1988 [1]. Những năm tiếp theo, nhiều cấu trúc mới, và ứng dụng như xử lý ảnh tốc độ cao, nhận dạng đã đươc công bố . Khoảng mỗi hai năm, Hội nghị Quốc tế về Mạng nơ ron tế bào (CNNA) được tổ chức để đưa ra những kết quả nghiên cứu đạt được liên quan đến CeNNs.

Năm 2022, ở Việt Nam, mạng nơ ron tế bào bậc cao đã được nhóm nghiên cứu của PGS.TS. Nguyễn Quang Hoan cùng các cộng sự công bố, phát triển về mặt cấu trúc cũng như thử nghiệm làm bộ nhớ liên kết bằng việc tính trọng số phản hồi của mạng nơ ron tế bào bậc cao theo luật học Hebb. Tuy nhiên, nhóm nghiên cứu chưa đưa ra phương pháp học ma trận trọng số điều khiển đầu vào **B** và trọng số ngưỡng **I**. Trong luận án này, nghiên cứu sinh sẽ đưa ra luật học để giải quyết việc xác định bộ trọng số đầy đủ cho mạng nơ ron tế bào bậc cao. Năm 1999, C. GuKzelis công bố luật học Perceptron hồi quy để tính toán đầy đủ có bộ trọng số cho mạng nơ ron tế bào chuẩn (bậc nhất) [2]. Từ những phân tích ở trên, luận án sẽ dựa trên hai sở cứ xuất phát để hoàn thiện phương pháp nghiên cứu: i) kiến trúc mạng nơ ron tế bào bậc cao; ii) luật học Perceptron hồi quy tính bộ trọng số cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất để xây dựng các luật học cải tiến áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao.

## Tính cấp thiết của đề tài luận án

Để thấy tính cấp thiết của đề tài luận án, nghiên cứu sinh trình bày những ưu điểm đáng chú ý của mạng nơ ron tế bào (CeNNs) như sau [3], [4]:

*Khả năng xử lý song song:* Mỗi tế bào (nơ ron) trong mạng CeNNs xử lý đầu vào của nó một cách độc lập và đồng thời với các tế bào khác có tính song song cao. Đặc điểm này dẫn đến việc xử lý nhanh hơn so với các thuật toán tuần tự truyền thống, làm cho CeNNs phù hợp với các ứng dụng thời gian thực và tốc độ cao.

*Tính toán tương tự (Analog):* Không giống như các mạng nơ-ron truyền thống hoạt động với giá trị rời rạc, CeNNs thường được triển khai bằng các thành phần Analog, do đó có thể cung cấp các giải pháp tiết kiệm năng lượng. Tính toán Analog có thể hiệu quả hơn đối với nhiều nhiệm vụ, đặc biệt là những nhiệm vụ liên quan trực tiếp đến đầu vào và đầu ra có giá trị liên tục (giảm đáng kể vác khâu chuyển đối tương tự-số và số-tương tự).

*Khả năng kết nối cục bộ*: CeNNs nhấn mạnh việc kết nối cục bộ giữa các tế bào lân cận. Mỗi tế bào được kết nối với các tế bào lân cận của nó thông qua các trọng số, cho phép mạng thu thập mối quan hệ không gian và mẫu một cách hiệu quả. Điều này thích hợp đối với các nhiệm vụ liên quan đến xử lý ảnh, nơi các điểm ảnh (Pixel) gần nhau thường chứa thông tin quan trọng.

*Khả năng chống nhiễu:* Kết nối cục bộ và tính chất tái phát của CeNNs có thể kháng nhiễu và biến đổi nhỏ trong dữ liệu đầu vào. Điều này đặc biệt hữu ích khi làm việc với dữ liệu thực tế có thể chứa sai sót hoặc không chắc chắn.

*Khả năng nhận dạng mẫu hiệu quả*: CeNNs rất thích hợp cho các nhiệm vụ nhận dạng mẫu, như phân đoạn hình ảnh, phát hiện biên ảnh, và phân tích cấu trúc. Kết nối cục bộ và việc chia sẻ trọng số giữa các tế bào cho phép CeNNs xác định các mẫu phức tạp trong dữ liệu.

*Khả năng điều khiển thích nghi*: CeNNs có thể được sử dụng cho các nhiệm vụ điều khiển thích nghi, trong đó mạng điều chỉnh đầu ra của mình dựa trên các điều kiện đầu vào thay đổi. Khả năng thích nghi này hữu ích trong các môi trường hoặc điều kiện không ổn định.

*Khả năng xử lý hình ảnh Analog:* CeNNs đặc biệt lý tưởng cho các nhiệm vụ xử lý hình ảnh Analog, như cải thiện ảnh, lọc và trích xuất đặc trưng ảnh. Khả năng thu thập mối quan hệ không gian trong dữ liệu khiến chúng hiệu quả cho các ứng dụng này.

*Yêu cầu tính toán không lớn* : CeNNs thường có mức độ về tính toán thấp hơn so với các kiến trúc mạng nơ-ron tích chập (CNNs) được sử dụng trong học sâu. Điều này có thể là điểm mạnh khi tài nguyên bị hạn chế.

*Kiến trúc nhỏ gọn*: CeNNs có thể được thiết kế với một kiến trúc tương đối đơn giản và nhỏ gọn, làm cho chúng phù hợp cho việc triển khai trên phần cứng và hệ thống nhúng. Hiện nay, khi công cụ phần cứng đã phát triển, cấu hình thiết bị và vi xử lý hoàn toàn đáp ứng các khả năng tính toán phức tạp. Căn cứ những ưu điểm vừa trình bày, nghiên cứu về mạng nơ ron tế bào bậc cao, phát triển thuật toán học, chứng minh tính hội tụ của các thuật toán là một vấn đề cấp thiết.

Những khả năng nêu trên của CeNNs khá phù hợp với hướng nghiên cứu và phát triển của Viện Điện tử Tin học Tự động hóa và chuyên môn của nghiên cứu sinh. Do đó, nghiên cứu sinh chọn mạng nơ ron tế bào bậc cao làm định hướng cho đề tài nghiên cứu, trong đó tập trung phát triển các thuật toán học, chứng minh tính hội tụ của các thuật toán và nêu khả năng ứng dụng của nó.

## Mục tiêu nghiên cứu của luận án

* Phát triển các luật học Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao bằng cách kế thừa cấu trúc SOCeNNs và dựa trên luật học Perceptron hồi quy của C. Gukzelis (ở đó chỉ mới áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất); chứng minh tính hội tụ của thuật toán.
* Đề xuất thuật toán lai giữa GA và SORPLA đảm bảo tính tối ưu toàn cục của các ma trận trọng số tính toán trong mạng nơ ron tế bào bậc cao.

## Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

a) Đối tượng nghiên cứu

**Cấu trúc và luật học mạng nơ ron tế bào bậc cao**

b) Phạm vi nghiên cứu

* Luận án giới hạn nghiên cứu các thuật toán hồi quy và phát triển thành thuật toán dạng Perceptron (theo kiểu truyền thẳng) phù hợp cho mạng nơ ron tế bào bậc cao (sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai làm đại diện).
* Xây dựng giải thuật di truyền để xác định bộ trọng số SOCeNNs và phương pháp học kết hợp giữa GA và SORPLA để giảm thiểu các trường hợp tối ưu cục bộ của phương pháp SORPLA
* Giới hạn thử nghiệm các thuật toán đã nghiên cứu trong luận án cho bài toán xác định biên ảnh. Một vài khả năng ứng dụng khác kết hợp với phần cứng cũng được đề xuất và định hướng thử nghiệm sau luận án.

## Phương pháp nghiên cứu

* Lý thuyết: Sử dụng các phương pháp tối ưu phi tuyến mềm cho lớp mô hình mạng nơ ron tế bào động, bậc cao để chứng minh tính ổn định của mạng và hội tụ của các thuật toán; các phương pháp học có giám sát, không giám sát, học tăng cường.
* Mô phỏng: Sử dụng công cụ Matlab mô phỏng hệ động học phi tuyến - mạng nơ ron tế bào bậc cao và đánh giá.
* Thực nghiệm: Xây dựng các thuật toán xác định biên ảnh sử dụng kết quả của các luật học đã nghiên cứu dựa trên ngôn ngữ Python.

## Đề xuất mới của luận án

Luận án đặt ra ba vấn đề cần giải quyết:

* **Xây dựng luật học Perceptron hồi quy áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao. Luật học Perceptron hồi quy (tự chỉnh định) có khả năng tính được đầy đủ bộ trọng số của mạng nơ ron tế bào bậc cao.**
* **Xây dựng luật học lai giữa GA kết hợp SORPLA áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao.**
* **Chứng minh tính hội tụ của thuật toán Perceptron hồi quy**.

## Cấu trúc của luận án

Luận án chia làm ba chương không kể lời nói đầu, kết luận và định hướng phát triển với các nội dung chi tiết như sau:

**Chương một.** Trình bày tổng quan về các cấu trúc, luật học trong mạng nơ ron gồm các mạng nơ ron truyền thống và hiện đại; về những công bố liên quan đến mạng nơ ron tế bào; từ đó nghiên cứu sinh đưa ra nhiệm vụ nghiên cứu của luận án.

**Chương hai.** Trên cơ sở cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc cao, kết hợp với thuật toán Perceptron hồi quy của C. GuKzelis và cộng sự, nghiên cứu sinh đề xuất và phát triển luật học áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao để tính toán đầy đủ bộ trọng số SOCeNNs.

**Chương ba.** Từ luật học đề xuất ở chương hai, nghiên cứu sinh chứng minh tính hội tụ của thuật toán và tiếp tục xây dựng thuật toán học lai giữa GA kết hợp SORPLA để đảm bảo tính tối ưu toàn cục của thuật toán.

# CHƯƠNG 1.

# TỔNG QUAN VỀ CẤU TRÚC VÀ LUẬT HỌC MẠNG NƠ RON

Các luật học của mạng nơ ron thường gắn với cấu trúc của nó. Do vậy, nội dung chương một tập trung vào các cấu trúc mạng nơ ron và các luật học tương ứng. Đặc biệt, chương một nghiên cứu, phân tích, đánh giá các công trình mới nhất trong và ngoài nước về cấu trúc và luật học của mạng nơ ron tế bào, từ đó đề xuất hướng và bài toán mới cần giải quyết trong luận án.

## Cấu trúc và luật học trong mạng nơ ron truyền thống

### Khái niệm và phân loại học trong mạng nơ ron truyền thống

Học trong mạng nơ ron nhân tạo có thể chia làm hai loại: học cấu trúc và học tham số [5].

* *Học cấu trúc:* Học cấu trúc trong mạng nơ ron là xác định số lớp (số tầng) kết nối và số các phần tử nơ ron trong mỗi lớp. Trong luận án không đề cập đến vấn đề này.
* *Học tham số:* Học tham số có nghĩa là tìm giá trị của bộ trọng số trong mạng nơ ron gồm học giám sát, học không giám sát và học tăng cường.

- Học không giám sát: học không giám sát là học từ các cặp mẫu vào/ra. Luật học Hebb là luật học không giám sát thường được áp dụng trong mạng Hopfield, BAM và nơ ron tế bào (sẽ đề cập sau).

- Học có giám sát: học có giám sát là học từ các nhãn (tức là từ các đầu ra mong muốn). Khi đó nhãn đóng vai trò là một “giáo viên” nhằm giám sát quá trình học. Trong luận án sử dụng luật học Perceptron hồi quy là luật học có giám sát.

- Học củng cố: học củng cố là học sử dụng các thông tin trái ngược nhau được coi là “phần thưởng” hoặc “hình phạt” kết hợp với các phản hồi thực tế để củng cố các loại tín hiệu khác nhau [6]. Hiện nay, phương pháp học củng cố ngày cảng trở nên phổ biến trong việc giải các bài toán trí tuệ nhân tạo hiện đại. Trong chương ba luận án, nghiên cứu sinh sử dụng giải thuật di truyền và giải thuật lai là ứng dụng của học củng cố.

### Cấu trúc và luật học của mạng nơ ron truyền thẳng

Có thể chia cấu trúc các mạng nơ ron thành hai nhóm: Cấu trúc truyền thẳng và cấu trúc hồi quy [5]. Các mạng truyền thẳng có thể kể đến dưới đây như mạng Perceptron, mạng Adaline, mạng nhiều lớp lan truyền ngược…

#### Mạng Perceptron

##### Cấu trúc của mạng Perceptron

Năm 1960, F. Rosenbalt đề xuất mạng Perceptron một lớp, ở đó, các nơ ron tạo thành lớp, trong đó mỗi tín hiệu vào đ­ược đ­ưa tới tất cả các nơ ron của lớp [7]. Mạng Perceptron là mạng một lớp truyền thẳng (không phản hồi), trong đó mỗi nơ ron có nhiều đầu vào và một đầu ra. Cấu trúc của mạng Perceptron đ­ược chỉ ra ở hình 1.1.

Các đầu vào của mạng có thể đ­ược mô tả dưới dạng vec tơ , trong đó *m* là số lư­ợng đầu vào, *T* là ký hiệu chuyển vị. Với *n* nơ ron, vec tơ đầu ra tính toán là:. Mạng Perceptron sử dụng luật học có giám sát, với mẫu đầu vào là vec tơ: , mẫu đầu ra mong muốn là vec tơ :  với *s=1,2,...,P*, trong đó *m* là số đầu vào, *n* là số đầu ra, *s*: mẫu học thứ *s*, *P* là số lượng các mẫu học.



Hình 1.. Cấu trúc và luật học mạng Perceptron

Trong quá trình huấn luyện, cần đầu ra tính toán bằng đầu ra mong muốn, tức là:  để sai số  tức là:

 với i=1,2,..,n s=1,2,..,P

Mạng Perceptron sử dụng hàm phi tuyến, thường là hàm bước nhảy hoặc hàm dấu. Trường hợp dùng hàm dấu thì biểu thức (1.1) có thể viết:

 với s=1,2,..,P

##### Luật học Perceptron

Một trong những mục đích của luận án là phát triển luật học Perceptron hồi quy nên nghiên cứu sinh sẽ trình bày chi tiết nội dung luật học Perceptron kinh điển. Luật học Perceptron sử dụng phương pháp định tính : Thử - Sai – Chỉnh như trong học máy để xác định bộ trọng số cho mạng có nhiều đầu ra *yi* với *i=1..n*. Do vậy, biểu thức cập nhật *n\*m* bộ trọng số của mạng Perceptron như sau:



Trong đó: *k* là vòng lặp thứ *k;*  là tốc độ học;  là tín hiệu học hay sai lệch giữa đầu ra mong muốn và đầu ra tính toán. Nếu hàm tương tác đầu ra làm hàm dấu  thì đầu ra mong muốn  chỉ nhận 2 giá trị *+1* và *-1* nên (*1.3*) có thể viết lại:



Nh­ư vậy, luật học sẽ cập nhật giá trị trọng số mới cho mạng Perceptron khi . Thông thường các bộ trọng số khởi tạo của mạng sẽ có giá trị bất kỳ. Sau *k* lần lặp thì luật học Perceptron sẽ hội tụ tức là , hay khi đó theo (1.1) là bộ trọng số cần tìm (Chứng minh tính hội tụ sẽ được trình bày tại chương ba của luận án)

#### Mạng Adaline

##### Cấu trúc của mạng Adaline

Mạng nơ ron Adaline do Widrow – Hoff đề xuất năm 1962 [8] lấy ý tưởng gốc từ cấu trúc mạng nơ ron Perceptron. Sự sai khác giữa mạng Adaline và mạng Perceptron là Adaline sử dụng hàm tương tác đầu ra *f(xi)* tại hình 1.1 là hàm liên tục [9]. Khi đó luật học của mạng Adaline được trình bày như dưới đây.

##### Luật học Widrow-Hoff

Luật học Widrow-Hoff (hay luật học sai số bình phương tối thiểu: LMS) là luật học định lượng và có sở cứ khoa học từ phương pháp hạ Gradient (Decent Gradient) từ viện nghiên cứu [Massachusetts](https://en.wikipedia.org/wiki/Massachusetts) (Hoa kỳ):



trong đó định nghĩa hàm chi phí (hay hàm sai số) E(w) là hàm bậc hai có dạng Parabol:



Để xác định bộ trọng số cho mạng Adalines, biến đổi biểu thức (1.5) và (1.6), giá trị cập nhật bộ trọng số xác định như sau:



trong đó:  *s=1,2,...P; i=1,2,..,n; j=1,2,...,m*

*P: số cặp mẫu học*

#### Mạng truyền thẳng nhiều lớp

Hiện nay, mạng truyền thẳng nhiều lớp được áp dụng phổ biến cho các mạng học sâu như một phần của mạng nơ ron tích chập CNNs. Cấu trúc của mạng nhiều lớp bao gồm các phần tử xử lý với hàm kích hoạt liên tục của các lớp trong mạng [10].

##### Cấu trúc của mạng nơ ron truyền thẳng nhiều lớp



Hình 1.. Cấu trúc mạng truyền thẳng nhiều lớp

Mạng nơ ron truyền thẳng nhiều lớp bao gồm lớp vào, lớp ra và một số lớp ẩn. Các nơ ron đầu vào chỉ tiếp nhận các dữ liệu và chuyển cho các lớp kế tiếp chứ nó không thực hiện bất kỳ phép tính toán nào. Các nơ ron ở lớp ẩn và lớp ra mới thực sự thực hiện các tính toán, kết quả được định dạng bởi hàm tương tác đầu ra (hình 1.2).

##### Luật học lan truyền ngược (Backpropagation Learning Rule)

Luật học lan truyền ngược sử dụng để xác định bộ trọng số của mạng nhiều lớp truyền thẳng. Nền tảng của thuật toán này là sử dụng phương pháp Hạ Gradient [11] (hay LMS) như biểu thức (1.5). Khi cho cặp mẫu đầu vào - đầu ra , thuật toán lan truyền ngược thực hiện hai pha. Pha thứ nhất – truyền thẳng: Từ giá trị mẫu đầu vào , giá trị đầu ra của mỗi lớp trong mạng được xác định, kết quả cuối cùng của pha một là giá trị đầu ra tính toán. Pha thứ hai – lan truyền ngược: Từ sai lệch giữa tín hiệu đầu ra mong muốn và đầu ra tính toán sẽ tính lan truyền ngược từ lớp ra trở lại lớp vào đầu tiên để cập nhật lại giá trị trọng số cho từng lớp trong mạng.

Đầu tiên, xây dựng hàm sai số giữa đầu ra mong muốn *di* với đầu ra thực tế *yi*:



Theo thuật toán LMS, trọng số liên kết giữa lớp ẩn và lớp đầu ra được cập nhật như sau:



Với  là tín hiệu sai lệch tại nơ ron thứ *i* trong lớp ra:



Giá trị cập nhật trọng số liên kết giữa nơ ron thứ j của lớp vào với nơ ron thứ q của lớp ẩn:



Từ biểu thức *(1.11)* ta có:



với là giá trị sai lệch của nơ ron thứ *q* trong lớp ẩn:



Như vậy, theo biểu thức (1.12), phương pháp LMS tính trọng số của lớp ra đến các lớp tiếp theo theo nguyên lý lan truyền ngược. Điều này có thể mở rộng để tính các lớp trọng số cho một mạng nơ ron truyền thẳng có số lớp bất kỳ.

*Ưu điểm:* Mạng lan truyền ngược có ưu điểm tính toán chính xác.

*Nhược điểm:* Phương pháp lan truyền ngược sử dụng luật học hạ gradient. Vì vậy có khả năng rơi vào hội tụ cục bộ. Hiện nay đã có một số đề xuất nhằm hạn chế vấn đề hội tụ cục bộ này bằng cách đưa ra các thuật toán như vượt khe cục bộ [12], phương pháp lai*.*

### Cấu trúc mạng nơ ron hồi quy và luật học

#### Mạng Hopfield rời rạc

##### Cấu trúc mạng Hopfield rời rạc

Năm 1982, Hopfield đề xuất mạng Hopfield rời rạc [13]. Phư­ơng trình động học của mạng như sau:

 với *i, j = 1,2,…,n, I là ngưỡng*

Biểu diễn ở dạng véc tơ ma trận như sau:



trong đó:

U: véc tơ tín hiệu đầu vào

Y: véc tơ tín hiệu đầu ra,

W: ma trận trọng số của mạng

Phương trình mô tả hàm tương tác đầu ra:



Luật cập nhật đầu ra:



*Tính ổn định của mạng Hopfield:*

Theo biểu thức (1.16), đầu vào của mạng Hopfield được lấy từ đầu ra  do đó có thể xảy ra tự kích dao động gây nên sự mất ổn định của mạng Hopfield. Để giải quyết vấn đề này, Hopfield đã đưa ra hàm năng l­ượng của mạng (hay hàm thế năng) xác định dương:



và xác định điều kiện ổn định của mạng Hopfield là: (thành phần đường chéo của ma trận trọng số **W** bằng 0) và (các toán hạng của ma trận trọng số có tính chất đối xứng). Khi đó, mỗi thay đổi mẫu đầu ra *yp*, mức năng l­ượng tại biểu thức (1.20) sẽ giảm phù hợp theo biểu thức sau [14]:



Hai biểu thức (1.18) và (1.19) đáp ứng với điều kiện ổn định Lyapunov.

##### Luật học mạng Hopfield

Luật cập nhật trọng số liên kết mạng Hopfield được sử dụng theo luật Hebb tức là học không giám sát (trong quá trình học chỉ cần mẫu đầu ra *y*, không cần tín hiệu chỉ đạo). Khi hàm tương tác đầu ra là hàm dấu, trọng số của mạng Hopfiled được tính theo biểu thức như sau:



*trong đó:*

*P:* số lượng mẫu được học

*I:* ma trận đơn vị, kích thước *s\*s*

#### Mạng Hopfield liên tục

##### Cấu trúc mạng Hopfield liên tục

Hopfield (1984) đ­ưa ra mô hình mạng liên tục được mô tả bằng tập các phư­ơng trình vi phân [15]:







trong đó*, Ci*và *Ri* là các hằng số; *Ii* là ngư­ỡng; *wij* là trọng liên kết giữa phần tử nơ ron thứ *j* với nơ ron thứ *i; xi*là trạng thái nơ ron thứ *i*; , là các hàm tương tác của mạng Hopfield.

*Ổn định của mạng Hopfield liên tục*: Hopfield sử dụng hàm Lyapunov với dạng sau để chứng minh sự ổn định của mạng.



xác định d­ương và



khi đó mạng Hopfield liên tục ổn định theo định lý Lyapunov.

Mạng Hopfield được phát triển thành mạng bậc hai, bậc cao [16]. Tại luận án này gọi tổng quát là mạng Hopfied bậc cao. Mạng Hopfield chuẩn bậc nhất có hạn chế trong việc phân lớp các mẫu tín hiệu vào.

##### Luật học mạng Hopfield liên tục

Mạng nơ ron Hopfield sử dụng luật học Hebb để xác định bộ trọng số cho mạng. Phương pháp học cũng tương tự mạng Hopfield rời rạc theo biểu thức (1.20).

#### Mạng BAM

##### Kiến trúc mạng BAM

Năm 1988, [Bart Kosko](https://en.wikipedia.org/wiki/Bart_Kosko) đề xuất một bộ nhớ liên kết hai chiều (BAM**)** [17]**.** Bộ nhớ liên kết hai chiềucó khả năng lưu trữ các tập mẫu [18], [19]. Khi mẫu đầu vào đưa vào BAM thì giá trị đầu ra có kết quả tương ứng với mẫu đầu vào đã cho. Ở đây, các mẫu được nhớ trong các ma trận trọng số và gọi ra theo nội dung của nó, nên nó được gọi là bộ nhớ nội dung địa chỉ hoá, khác với bộ nhớ truyền thống của máy tính. Bản chất của BAM chính là hai mạng Hopfield ghép ngược với nhau, trong đó một mạng Hopfield đóng vai trò truyền thẳng và mạng còn lại là mạng phản hồi.



Hình 1.. Cấu trúc mạng BAM

Phương trình đầu ra của lớp ***Y***



Phương trình trạng thái của lớp ***Y*:**



 với i=1,2,..,m

Phương trình đầu ra của lớp **U*:***





Phương trình trạng thái của lớp **U:**





##### Học trong BAM

Sử dụng luật học Hebb để xác định bộ trọng số trong mạng BAM:



*trong đó P số mẫu học*

#### Mạng nơ ron tế bào chuẩn

##### Cấu trúc mạng nơ ron tế bào chuẩn

Năm 1998. L. Chua và L. Yang đề xuất mạng nơ ron tế bào [1]. Mạng nơ ron tế bào là một mảng các tế bào xử lý song song ở dạng tương tự. Mỗi tế bào bao gồm các điện trở, tụ điện, các nguồn nuôi tuyến tính và phi tuyến.Tế bào *C(i,j)* trong mạng có vị trí tại hàng thứ *i*, cột thứ *j* [20].

***Định nghĩa 1 - Láng giềng r:***

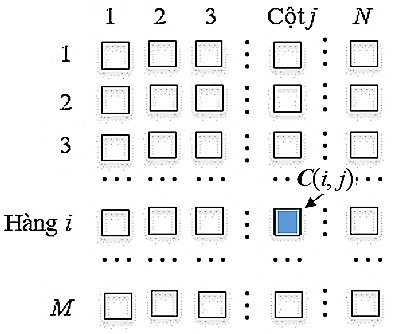
Láng giềng *r* của một tế bào *C(i, j)* trong một mạng nơ ron tế bào được xác định bởi biểu thức sau [21]:



với *1 ≤ k ≤ M ; 1 ≤ l ≤ N*

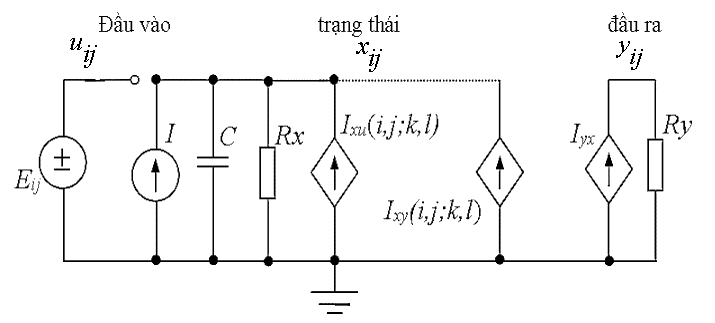
trong đó, *r* là bán kính lân cận của một tế bào, *r* có giá trị nguyên dương

Một mạng nơ ron tế bào chuẩn kích thước *MxN* chiều được biểu diễn theo hình 1.4, với vị trí *C(i,j)* đặt trong hệ tọa độ Đề các, thể hiện tế bào tại cột *i* và hàng *j* trong mạng.



Hình 1.. Mô tả mạng nơ ron tế bào chuẩn kích thước MxN

Sơ đồ nguyên lý của một nơ ron tế bào *C(i, j)* do L. Chua và L.Yangđề xuấtdựa trên mô hình mạch điện như hình 1.5.



Hình 1.. Nguyên lý mạch điện mạng nơ ron tế bào

Trong hình 1.5, , ,  là các tín hiệu đầu vào, trạng thái, đầu ra của tế bào thứ tương ứng*.* Điện áp đầu vào  được giả định là hằng số với giá trị trong đoạn [0;1]. Mỗi tế bào  có một nguồn điện áp , nguồn dòng *I*, tụ điện *C*, điện trở  ở mạch trạng thái và  ở mạch đầu ra. Khi đó các nguồn dòng đầu vào và nguồn dòng đầu ra  và dòng điện được điều khiển bằng điện áp tuyến tính ở mạch ra, xác định như sau [11]:



, với  nguồn áp một chiều (là hằng số).

Độ dẫn điện của mạch ký hiệu là G (siemen) được xác định theo biểu thức mạch điện:



Khi đó đại diện cho độ dẫn của mạch điện và tương tự (1.33) ta có:





 với mọi .

Mỗi tế bào trong CeNNs là một nguồn dòng được điều khiển bằng điện áp xác định bởi. Các hệ số  và  được gọi là các ma trận phản hồi đầu ra và ma trận điều khiển đầu vào tương ứng. Trong hình 1.4, số lượng các tế bào lân cận tương tác với tế bào trung tâm thông qua ma trận phản hồi ngoài  là , phản hồi trong , ma trận điều khiển  là  tế bào, và thêm ngưỡng **I**.

Mạng CNNs có bán kính  được ký hiệu tương ứng  đến và  đến , số đầu vào ngoài từ ma trận **A1** và ma trận **B1** của tế bào trong mạng CeNNs tương ứng là tổng các tế bào của mạng là:  = 20 đầu vào, trong đó phần tử phản hồi ngoài **A1** là 9; phần tử điều khiển **B1** là 9; phần tử phản hồi trong = 1; phần tử ngưỡng **I** là 1.

*Theo L. Chua* [1]*, phép tính tổng của các phép nhân chập giữa ma trận phản hồi* **A1** *với tín hiệu đầu ra  và ma trận điều khiển* **B1** *với đầu vào  được ký hiệu , để ngắn gọn, trong luận án, nghiên cứu sinh sử dụng ký hiệu .Từ những căn cứ trên, L. Chua và L. Yang đưa ra mô hình CeNNs như sau:*

*Phương trình trạng thái của CeNNs:*



*Phương trình đầu ra của mạng nơ ron tế bào như sau (hình 1.6):*





Hình 1.6. Hàm tương tác đầu ra của nơ ron tế bào chuẩn

*Phương trình đầu vào:*

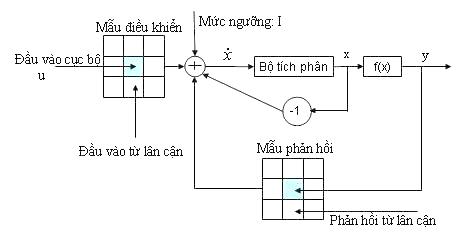


*Các điều kiện ràng buộc:*



*Các điều kiện giả định (tính đối xứng):*

với 



Hình 1.. Sơ đồ khối mạng nơ ron tế bào chuẩn

Từ những phân tích về cấu trúc và đặc điểm của các tế bào và lân cận, [1] đã đưa ra một định nghĩa về mạng nơ ron tế bào như dưới đây:

##### Phân tích tính ổn định của CeNNs

Tính ổn định của mạng nơ ron tế bào thường liên quan đến tiêu chuẩn ổn định Lyapunov và tiêu chuẩn ổn định đầy đủ (Complete Stability) [22], [23] [24]. Trong đó điều kiện ổn định đầy đủ như được nêu tại định lý dưới đây.

**Định lý 1** [24]: Nếu tồn tại một hàm năng lượng *V(t)* theo biểu thức (1.42) như dưới đây:



thỏa mãn hai điều kiện sau:



với:



Và:



Kết luận:

1. Hàm đầu ra tính toánổn định đầy đủ [24]
2. Thành phần đầu ra 

*Nhận xét:* Từ biểu thức (1.43), hàm năng lượng *V(t)* bị chặn nhưng giá trị của *V(t)* có thể nhận giá trị là hằng số âm hoặc hằng số dương. Điều này khác với ổn định Lyapunov khi hàm năng lượng chỉ nhận giá trị hằng số dương.

Bên cạnh về tính hội tụ đầy đủ của mạng nơ ron tế bào, L. Chua cũng đưa ra định lý về điều kiện ổn định tại điểm cân bằng theo như dưới đây.

***Định lý 2*** [1]***:*** Nếu mạch điện tương ứng CeNNs thỏa mãn điều kiện:



thì sau quá trình quá độ, mỗi tế bào của CeNNs ổn định tại một điểm cân bằng. Độ lớn của điểm cân bằng có giá trị tuyệt đối lớn hơn một, tức là:



và:



Định lý 2 sẽ được áp dụng tại chương 2 và chương 3 của luận án trong việc thực hiện quá trình học mạng nơ ron tế bào bậc cao.

##### Học trong mạng nơ ron tế bào bậc nhất

Trong CeNNs chuẩn của L. Chua, lựa chọn ma trận trọng số điều khiển , ngưỡng **I** là hằng số, còn ma trận trọng số phản hồi  được xác định theo luật học Hebb [1]. Trường hợp tổng quát, bộ ma trận trọng số và ngưỡng **I**cũng cần phải xác định cụ thể. Hiện nay, đã có nhiều phương pháp học để tính các bộ trọng số , , và **I** [25]*,* [26]*,* [27]*.* Một trong các phương pháp đó là biến đổi mạng nơ ron tế bào (hồi quy) sang cấu trúc mạng truyền thẳng (các ma trận , , **I** được ẩn phía bên trong một ma trận trọng số tổng **W** (biểu thức 1.52)). Khi đó, mô hình cấu trúc mạng CeNNs trở thành mạng Perceptron, có thể sử dụng luật học Perceptron với một vài quy ước bổ xung cho phù hợp. Thuật toán đó do C. Güzeliş đề xuất được gọi là thuật toán Perceptron hồi quy (RPLA) [2].

Khi CeNNs chuẩn đạt trạng thái ổn định  thì biểu thức (1.43) có vế trái bằng , và được viết lại như sau:



Đặt ma trận **W**:



và đầu ra của CNNs có dạng:



với , là đầu ra, đầu vào tại trạng thái ổn định CeNNs.

Dễ thấy, phương trình (1.55) tại trạng thái ổn định tương đương với mạng Perceptron truyền thẳng [28]:



Khi vec tơ trạng thái  của CeNNs đạt ổn định, có thể chọn một bộ tham số mẫu bao gồm đầu vào và đầu ralàm các tham số khởi tạo, trong đó *s* là mẫu huấn luyện thứ *s* cho CeNNs [26]:





Với bộ tham số trên, khi CeNNs ổn định tức là giá trị đầu ra , hàm tương tác đầu ra theo biểu thức (1.52) có kết quả tương đương hàm dấu (hình 1.6). Như vậy, với tín hiệu đầu vào  qua bộ trọng số và hàm tương tác đầu ra ta nhận được tín hiệu đầu ra của CeNNs ổn định như sau:



Việc tính trọng số mạng Perceptron này được thực hiện dựa trên phương pháp Thử–Sai–Chỉnh áp dụng cho mạng Perceptron với bộ mẫu dữ liệu học cho trước. Các sai lệch được tính dựa theo tiêu chuẩn bình phương tối thiểu [2]:

Hàm sai số được định nghĩa là tổng sai số bình phương giữa đầu ra mong muốn () và đầu ra tính toán theo biểu thức (1.56) dưới đây:



Khi CeNNs ổn định, đầu ra tính toán  nên 

Bỏ qua các hệ số ảnh hưởng đến , chia cho 4, thu được một hàm sai lệch mới như sau [2]:



trong đó:

: tổng vec tơ sai số đầu ra CeNNs;

: giá trị đầu ra mong muốn CeNNs;

: giá trị đầu ra tính toán CeNNs tại trạng thái ổn định;

*D+, D-:* miền giá trị đầu ra sai lệch tính toán dựa theo nguyên tắc sau:



Khi sai số  cho trước, luật học Perceptron hồi quy tính giá trị cập nhật trọng số củaCeNNs *k* lần và tiến tới ổn định:



trong đó:

*emin* : giá trị sai lệch đặt ra đủ nhỏ cho phép mạng chấp nhận để tìm **W**;

: sai lệch trọng số;

: tốc độ học của mạng;

*k*: bước tính toán thứ *k,* khi *k=0* ứng với khởi tạo

: đầu vào của mạng Perceptron biến đổi

*Thuật toán:*

Trình tự thực hiện luật học Perceptron hồi quy được thể hiện theo lưu đồ như hình (Hình PL.1) và mô tả thuật toán theo bước như sau:

**Đầu vào (Input):** Cho:

1. Bộ mẫu huấn luyện CeNNs bao gồm,
2. Tốc độ học .
3. Cấu trúc mạng nơ ron tế bào chuẩn, thỏa mãn các biểu thức (1.37) đến (1.41).
4. Chọn sai lệch cho phép tối thiểu *emin*.
5. Chọn bộ ma trận trọng số khởi tạo ban đầu cho mạng. Bao gồm:

* Ma trận trọng số phản hồi **A1**[0] kích thước *3x3*, với toán hạng  thỏa mãn định lý 2 tại nội dung 1.1.2.4.
* Ma trận điều khiển đầu vào **B1**[0] kích thước *3x3*, có tính chất đối xứng tương tự ma trận phản hồi **A1**[0],
* Ma trận **I** kích thước *1x1*

**Output***:* Bộ ma trận trọng số CeNNs

;

*Bước 1:* Chọn bộ trọng số khởi tạo **A1**[0], **B1**[0], **I**[0] của CeNNs

*Bước 2:* Tính tổng sai lệch giữa tín hiệu đầu ra tính toán và tín hiệu đầu ra mong muốn đã biết theo biểu thức (1.57)

* Nếu sai lệch , chọn bộ trọng số kết quả đã tính toán. Chuyển sang B*ước 6*.
* Nếu chuyển sang *Bước 3*

*Bước 3:* Cập nhật giá trị bộ trọng số của CeNNs theo biểu thức (1.58);

*Bước 4*: Tính toán giá trị trạng thái theo biểu thức (1.52)

*Bước 5*: Tính đầu ra mới CeNNs  theo biểu thức (1.38); Quay lại bước 2

*Bước 6.* Dừng

Như vậy, nghiên cứu sinh nhận thấy phương án gộp các các ma trận phản hồi **A1** ma trận đầu vào **B1**, và ma trận ngưỡng **I** thành ma trận trọng số tổng **W** theo thuật toán Perceptron hồi quy [2] để thực hiện quá trình học cho mạng nơ ron tế bào chuẩn CeNNs là hoàn toàn có cơ sở.

## Các luật học cho mạng nơ ron hiện đại – mạng nơ ron học sâu

Hiện nay, các thuật toán học sâu sử dụng tính trừu tượng hóa dữ liệu ở mức độ cao bằng cách sử dụng nhiều lớp xử lý bao gồm các cấu trúc phức tạp hoặc nhiều phép biến đổi phi tuyến. Mạng học sâu thực chất là mạng nơ ron nhiều lớp, sử dụng đầu ra của lớp trước làm đầu vào cho lớp tiếp theo để xác định các cụ thể hóa các tính năng dữ liệu. Do đó, cũng có thể phân loại mạng học sâu làm ba loại: Học có giám sát, học không giám sát và học tăng cường.

Mạng học sâu có nhiều ưu điểm so với các mạng nơ ron kinh điển: i) giải quyết các vấn đề phức tạp, phân tích và tìm hiểu các mối quan hệ ẩn trong dữ liệu, ii) xử lý các dữ liệu phi cấu trúc, iii) học và điều chỉnh phù hợp cho một số nhiệm vụ nhất định như phân loại hình ảnh, xử lý ngôn ngữ tự nhiên, xử lý âm thanh, xác định đường biên đối tượng hoặc xác định lỗi [29]. Tuy nhiên, mạng nơ ron học sâu cũng có những nhược điểm như: i) quá trình đào tạo phức tạp, ii) đòi hòi một lượng dữ liệu học lớn ,iii) không thể trực tiếp học kiến thức. Chính vì vậy, thách thức lớn nhất mà mạng học sâu gặp phải là việc xử lý song song, khả năng mở rộng và sự tối ưu hóa [30].

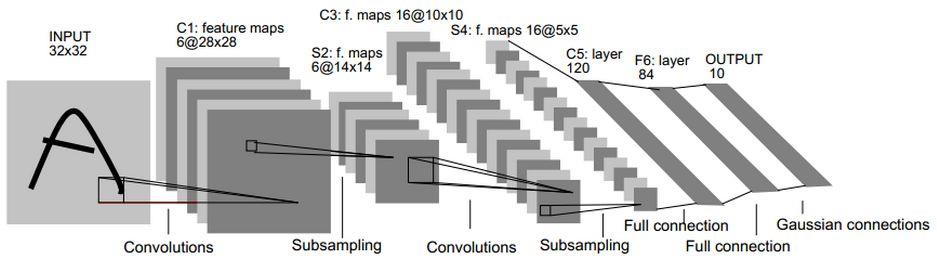
Mạng nơ ron tích chập và mạng nơ ron tế bào cùng có khả năng xử lý dữ liệu thông qua các nút mạng được liên kết với nhau. Từ các liên kết tại các nút này trích xuất thông tin cho ý nghĩa dữ liệu đầu vào. Chính vì vậy, CNNs và CeNNs đều đóng vai trò quan trọng trong các bài toán xử lý ảnh. Tuy nhiên, CNNs phù hợp cho các bài toán nhận dạng và phân loại đối tượng hình ảnh dạng lưới rời rạc bằng cách sử dụng các lớp tích chập và hoạt động gộp để tự động trích xuất các đặc điểm phân cấp từ hình ảnh. Trong khi đó, CeNNs được thiết kế cho các nhiệm vụ liên quan dữ liệu liên tục, vượt trội trong việc lọc không gian, phát hiện cạnh và nâng cao hình ảnh thích ứng. Cấu trúc dạng lưới và khả năng kết nối cục bộ của CeNNs cho phép chúng xử lý hình ảnh hiệu quả đồng thời chứa dữ liệu không gian, thời gian, khiến chúng trở nên linh hoạt trong các ứng dụng như phân tích video, robot và xử lý hình ảnh theo thời gian thực. Trong xử lý hình ảnh, việc lựa chọn giữa CNNs và CeNNs phụ thuộc vào tính chất cụ thể của nhiệm vụ và đặc điểm của dữ liệu, trong đó CNNs là tùy chọn phù hợp cho hầu hết các nhiệm vụ nhận dạng hình ảnh thông thường và CeNNs cung cấp cách tiếp cận độc đáo cho một số ứng dụng chuyên biệt.

Nghiên cứu sinh liệt kê một số loại mạng học sâu tiêu biểu nhất tại bảng 1.1 dưới đây [30]:

Bảng 1.. Bảng phân loại các mạng học sâu

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **TT** | **Mạng học sâu** | **Ký hiệu** | **Đặc điểm phương pháp học** |
| 1 | Mạng nơ ron đệ quy | RvNN | Học tương tự thuật toán lan truyền ngược và phương pháp mô hình cây |
| 2 | Mạng nơ ron hồi quy | RNN | Học theo luật Hebb |
| 3 | Mạng nơ ron tích chập | CNNs | Học lan truyền ngược + tích chập |
| 4 | Mạng nơ ron niềm tin sâu | DBN | Học không giám sát |
| 5 | Máy Boltzmann sâu | DBM | Học không giám sát |
| 6 | Mạng đối nghịch sáng tạo | GAN | Học không giám sát |
| 7 | Bộ mã hóa tự động biến thể | VAE | Học không giám sát theo phân bố xác suất |

Trong mục này, nghiên cứu sinh chọn một mạng học sâu điển hình có một vài đặc trưng ứng dụng tương đồng với mạng nơ ron tế bào nhất – Mạng nơ ron tích chập CNNs [31].



Hình 1.. Cấu trúc mạng nơ ron tích chập LeNet-5

Mạng nơ ron tích chập là một kiến trúc phổ biến và được sử dụng rộng rãi trong xử lý hình ảnh và thị giác máy tính. Mạng CNNs bản chất là một mạng nơ ron truyền thẳng nhiều lớp tích chập (convolution) và một lớp kết nối đầy đủ (full connected) thực chất là mạng lan truyền ngược. Hoạt động tích chập của CNNs cho phép các nơ ron trong mạng thực hiện phép nhân chập để trích chọn các đặc trưng nên có khả năng ứng dụng cho các bài toán xử lý ảnh [32]. CNNs có ba ưu điểm chính, đó là chia sẻ tham số, tương tác thưa thớt và biểu diễn tương đương. Chính những ưu điểm này làm cho mạng nơ ron tích chập trở thành một trong những mạng học sâu phổ biến nhất. Cấu trúc cơ bản của một mạng CNNs được thể hiện tại hình 1.8. ở trên [33].

## Các nghiên cứu về mạng nơ ron tế bào và luật học

### Các nghiên cứu về mạng nơ ron tế bào ở ngoài nước

Hiện nay trên thế giới đã có nhiều công bố nghiên cứu về mạng nơ ron tế bào nói riêng và mạng nơ ron hồi quy nói chung [34]. Trong đó có thể chia ra làm ba hướng công bố chính: Các công bố về phát triển cấu trúc và tính ổn định, các công bố liên quan đến phát triển luật học và các công bố về phát triển ứng dụng cho mạng nơ ron tế bào.

#### Các nghiên cứu về phát triển cấu trúc và tính ổn định

Về phát triển cấu trúc mạng nơ ron tế bào, đã có nhiều nhà nghiên cứu phát triển mạng nơ ron tế bào bậc nhất nhiều lớp [35], [36], [37], [38]; mạng nơ ron tế bào một lớp có trễ [39], [40], [41], [42]; mạng nơ ron tế bào bậc cao [43], [44], [45], [46], [47], [48].

Tài liệu [35], [36] đã phân tích sự phức tạp của mạng nơ ron tế bào hai lớp và sự ảnh hưởng giữa số lượng lớp và phương sai trọng mạng nơ ron tế bào nhiều lớp. Trong đó, tài liệu [35] đã phân tích khái niệm lớp ẩn và lớp đầu ra của mạng nơ ron tế bào nhiều lớp. Đối với mạng nơ ron tế bào hai lớp có một lớp ẩn và một lớp đầu ra. Bài báo đã phân tích sự ảnh hưởng phức tạp giữa hai lớp mạng nơ ron tế bào, sự sai khác về độ không chắc chắn của hai lớp mạng cũng như độ phức tạp trong phép tính hình học giữa hai lớp. Tiếp đến tài liệu số [36] đã đưa ra ảnh hưởng của số lượng mẫu, và phân tích khả năng nhớ của mạng nhiều lớp. Trong khi đó tài liệu [37] đã cho thấy sự hiệu quả của mạng nơ ron tế bào nhiều lớp so với mạng nơ ron tế bào chuẩn, cho khả năng xử lý nhiều nhiệm vụ đồng thời.

Tài liệu [39] chứng minh mạng nơ ron tế bào có trễ có khả năng mô phỏng trực tiếp trên máy tính và dễ dàng thực hiện trong phần cứng kỹ thuật số. Trong khi đó, năm 2009, Xuemei Li đã phân tích tính ổn định toàn cục cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất có trễ sử dụng hàm tương tác đầu ra tuyến tính [40].

Tiếp đến, đến năm 2022, Zhenguo Bai, Tianhui Yang  (2022) phân tích ảnh hưởng của các tham số đến tốc độ lan truyền của mạng CeNNs có trễ [41]. Bài báo đã đưa ra tính liên tục của tốc lan truyền đối với các bộ tham số, các tiêu chí để xác định hướng của tốc độ lan truyền cũng như phân tích ảnh hưởng của độ trễ. Để phân tích tác động của các tham số, bài báo đa chuyển quá trình tính toán tốc độ lan truyền sang dạng số.

Một hướng nghiên cứu tiếp theo hiện nay là phát triền cấu trúc mạng nơ ron bậc cao và chứng minh tính ổn định của mạng. Tuy nhiên, hầu hết các công bố đều liên quan đến tham số thời trễ thay đổi theo thời gian, hoăc hàm độ trễ là hàm bậc hai [49], [50]. Năm 2011, Haibo Gu và cộng sự đã đưa ra cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc cao có độ trễ thay đổi theo thời gian [43]. Bài báo đã phân tích độ ổn định của hàm mũ với mạng nơ ron tế bào bậc cao có độ trễ thay đổi theo thời gian thông qua điểm bất định được quy định theo Brouwer. Năm 2022, Xiaojin Guo và các cộng sự đã phân tích ổn định của mạng CeNNs có trễ thời gian tỷ lệ bậc cao liên quan đến toán tử D [44]. Để chứng minh sự tồn tại trên các điểm cân bằng dương của hệ thống, Xiaojin Guo sử dụng định lý điểm bất động của Brouwer và sử dụng phương pháp hàm Lyapunov để thiết lập tính ổn định toàn cục của hàm mũ tại điểm cân bằng dương. Chuangxia Huang đã trình bày về sự ổn định tiệm cận của mạng nơ ron tế bào bậc cao có trễ tỷ lệ và toán tử D [45].

Bên cạnh đó, một hướng nghiên cứu về mạng nơ ron tế bào mờ bậc cao có độ trễ thay đổi đã được thực hiện bởi Shuping Xu và các cộng sự [46]. Tại đây, ông đã công bố về các điều kiện đủ được thiết lập để đảm bảo tất cả các nghiệm của CeNNs đều hội tụ tiến tới 0. Năm 2015, Manchun Tan, ShupingXu, Zhong Li nghiên cứu về động học của mạng nơ ron tế bào mờ bậc cao với độ trễ thay đổi theo thời gian [47]. Một số điều kiện đủ được thiết lập để đảm bảo cho mạng hội tụ về điểm 0. So với một số công trình trước đó, tiêu chí này không yêu cầu điều kiện liên tục của Lipschitz đối với các chức năng kích hoạt và khả năng phân biệt của các độ trễ thay đổi. Năm 2021, Ankit Kumar đã phân tích và trình bày việc đồng bộ hóa thời gian hữu hạn và thời gian cố định của mạng nơ ron tế bào mờ với các thuật ngữ độ trễ tỷ lệ. Theo lý thuyết ổn định của Lyapunov, thời gian cố định của các nơ ron tế bào mờ có thể thu được thông qua sử dụng các bộ điều khiển [48].

#### Các nghiên cứu về luật học cho mạng nơ ron tế bào

Hiện nay các hướng nghiên cứu về luật học cho mạng nơ ron tế cũng chia làm hai loại học có giám sát và học không giám sát. Thông thường đối với phương pháp học không giám sát sẽ được sử dụng theo luật Hebb. Trong nội dung luận án, nghiên cứu sinh sẽ tập trung phân tích các luật học có giám sát. Một số luật học có giám sát phố biển hiện nay áp dụng cho mạng nơ ron tế bào như luật học Perceptron [26], [51]; thuật toán lan truyền ngược [52], [53]; thuật toán học không đồng bộ phân tán hay các phương phép học lai giữa giải thuật di truyền kết hợp lan truyền ngược [54], thuật toán học trung tâm hỗn độn [55], thuật toán học cho mạng nơ ron bậc nhất nhiều lớp [56], [57].

Tài liệu [26] đề xuất thuật toán xác định bộ trọng số mạng nơ ron tế bào hoàn toàn ổn định theo luật học Perceptron khi áp dụng cho mạng động. Nguyên lý của thuật toán là tăng/ giảm dần giá trị toán hạng trong các ma trận trọng số phản hồi **A**, trọng số đầu vào **B**, và trọng số ngưỡng khi giá trị đầu ra tính toán có sự sai khác với đầu ra mong muốn. Hiệu quả của thuật toán được kiểm tra trên tập các hình ảnh khác nhau trong quá trình huấn luyện.

Thuật toán lan truyền ngược [52] áp dụng cho mạng nơ ron tế bào dựa trên việc giảm sai lệch. Sai lệch tại đây được tính là tích của hàm trạng thái tại một thời điểm nhất định với tích phân của hàm trạng thái tại thời điểm trước đó trên toàn bộ miền thời gian. Phương pháp tính cực trị nhằm đánh giá độ dốc của sai số trong miền không gian các bộ trọng số, được giảm đến mức tối thiểu sai số.

Tại tài liệu [54], năm 2022, B.Luitel và G.K. Venayagamoorthy đã trình bày phương pháp học không đồng bộ phân tán (DAL) cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất. Trong nội dung công bố, hai ông đã sử dụng luật học có giám sát cho các mạng nơ ron tế bào không đồng nhất. Khi đó mạng nơ ron tế bào bậc nhất sử dụng thuật toán không đồng bộ phân tán có khả năng thực hiện như một hệ thống giám sát diện rộng cho hệ thống điện. DAL áp dụng cho CeNNs được phát triển cho phép thay đổi linh hoạt cấu trúc liên kết mạng mà không ảnh hưởng đến hoạt động của CeNNs. Đơn vị học tập trong mỗi tế bào nhanh chóng nắm bắt mọi thay đổi trong cấu trúc liên kết mạng hoặc các tham số ảnh hưởng đến tế bào đó và cập nhật đơn vị tính toán để phản ánh những thay đổi đó. Điều này diễn ra không đồng bộ ở mỗi tế bào bị ảnh hưởng. Quá trình học nhận thức diễn ra khi các tham số ảnh hưởng trực tiếp đến tế bào thay đổi và tế bào phải tự cập nhật để phản ánh sự thay đổi. Kiến thức mới thu được này sau đó được chuyển đến các tế bào lân cận của mạng thông qua đơn vị truyền thông. Kết quả là những tế bào lân cận quan sát thấy sự thay đổi trong hành vi và tự cập nhật.

Phương pháp học trung tâm hỗn độn được được trình bày lần đầu tiên vào năm 1998 do B.Mirzai và công sự công bố [55]. Bản chất của phương pháp này vẫn dựa trên phương pháp học lan truyền ngược. Bài báo đã xây dựng quy trình cập nhật các thành phần đối xứng và phản đối xứng dựa trên sự biến đổi của tế bào trung tâm trong quá trình huấn luyện, tức là thuật toán đã tính đến việc phát triển của mạng theo thời gian.

Đối với mạng nơ ron tế bào nhiều lớp, tài liệu số [56] đã thiết lập một nền tảng toán học cho mô hình mạng nơ ron tế bào nhiều lớp. Tại nội dung bài báo, các tác giả đã phân vùng không gian các trọng số, các mẫu cục bộ ổn định và việc tạo ra các mẫu ghép tế bào. Các tác giả cũng đã chứng minh bộ ma trận tính toán tổng thể của mạng nơ ron tế bào nhiều lớp tạo ra một không gian hữu hạn từ các hệ động lực tượng trưng kinh điển.

Tại tài liệu [57], mạng nơ ron tế bào nhiều lớp có thể được coi là mạng học sâu. Tại đây sử dụng thuật toán lan truyền ngược để xác định bộ trọng số của mạng áp dụng vào chuỗi các hoạt động. Tài liệu này đã đề xuất phương pháp học có thể huấn luyện và tối ưu hóa các chương trình CeNNs phù hợp để triển khai trên các module phần cứng số tiên tiến.

#### Các nghiên cứu ứng dụng và phát triển phần cứng

Mạng nơ ron tế bào đã có những ứng dụng đưa vào thực tế như bộ nhớ liên kết [58], và một ứng dụng cơ bản nhất là thực hiện cho các bài toán xử lý ảnh cục bộ như nhận dạng đường biên ảnh, nhận dạng góc .. Hiện nay đã có nhiều nghiên cứu công bố về các khả năng ứng dụng của mạng nơ ron tế bào [59], [60], [61], [62], [63], [64].

Tài liệu [59] trình bày về khả năng ứng dụng của mạng ba lớp đối với các bài toán xử lý ảnh màu. Các tác giả đã đưa ra cấu trúc mạng tế bào ba lớp, từ đó xử lý đồng thời quá trình lọc nhiễu và phát hiện đường biên ảnh. Sau đó đánh giá hiệu quá của mạng ba lớp đề xuất so với mạng nơ ron tế bào một lớp chuẩn, mạng nơ ron tế bào hai lớp.

Tài liệu [60] đã sử dụng mạng nơ ron tế bào thực hiện việc phát hiện hạt mưa theo thời gian thực cho hệ thống hỗ trợ người lái trên phương tiện (ADAS). Bài báo đã kết hợp giữa mạng nơ ron tế bào và máy véc tơ hỗ trợ. Trong đó vai trò của CeNNs là xử lý tín hiệu cực nhanh trên nền tảng nhúng FPGA và GPU . Phương pháp đề xuất có khả năng phát hiện những hạt mưa có thể ảnh hưởng tiêu chực đến tầm nhìn của lái xe.

Về phát triển phần cứng và mạch tích hợp, Leon Chua và các công sự công bố năm 1993 về máy UM-CeNN. Máy UM-CeNN có khả năng xử lý ảnh cục bộ [65]. Tiếp đó, nhiều công bố liên quan về bộ xử lý CeNNs, mỗi công bố đều có kiến trúc, tốc độ và độ phức tạp khác nhau. Cụ thể, vào những năm 2000, AnaFocus, một công ty bán dẫn tín hiệu hỗn hợp từ Đại học Seville, đã giới thiệu dòng sản phẩm bộ xử lý CeNNs nguyên mẫu ACE của họ. Bộ xử lý ACE đầu tiên của họ chứa các đơn vị xử lý 20x20 B/W; và các bộ xử lý tiếp theo cung cấp các đơn vị xử lý thang độ xám 48x48 và 128x128, cải thiện tốc độ và các yếu tố xử lý. AnaFocus cũng có dòng bộ xử lý CeNNs nguyên mẫu CASE nhiều lớp. Bộ xử lý của họ cho phép tương tác thời gian thực giữa cảm biến và xử lý. Vào năm 2014, AnaFocus đã được bán cho các công nghệ e2v.

Bộ xử lý có khả năng lập trình theo thuật toán được hãng máy tính AnaLogic công bố vào năm 2000. Năm 2003, hãng máy tính AnaLogic tiếp tục phát triển bo mạch bộ xử lý hình ảnh PCI-X bao gồm bộ xử lý ACE 4K, với mô-đun DIP của Texas Instrument và bộ lấy khung hình tốc độ cao. Điều này cho phép bộ xử lý CeNNs dễ dàng được đưa vào máy tính để bàn. Đến năm 2006, AnaLogic phát triển dòng sản phẩm dòng máy ảnh thông minh tốc độ cực cao Bi-I, bao gồm bộ xử lý ACE 4K trong các mẫu máy ảnh cao cấp.

Năm 2006, Roska và cộng sự đã xuất bản một bài báo về thiết kế kính mắt Bionic cho AnaLogic [66]. Kính mắt Bionic là một nền tảng đeo được, có camera kép, dựa trên Camera thông minh tốc độ cực cao Bi-I, được thiết kế để hỗ trợ người mù. Một số chức năng của nó bao gồm nhận dạng số tuyến đường và xử lý màu.

Hiện nay, hướng phát triển phần cứng cho mạng nơ ron tế bào đang được thúc đẩy nhằm tạo ra các kiến trúc phần cứng có khả năng thực hiện hiệu quả các phép tính tương tự sử dụng mẫu đã biết. Một số hướng phát triển phần cứng hiện nay của mạng nơ ron tế bào:

Bộ tăng tốc tùy chỉnh: Thiết kế các bộ tăng tốc phần cứng tùy chỉnh được tối ưu hóa đặc biệt cho CeNNs là một trọng tâm chính. Những bộ tăng tốc này có thể được triển khai trên FPGAs, ASICs (Mạch tích hợp đặc biệt cho ứng dụng cụ thể) hoặc thậm chí là chip phần cứng riêng. Các bộ tăng tốc tùy chỉnh có thể đạt được hiệu suất và hiệu quả cao cho các phép tính CeNNs.

Xử lý song song và quản lý dòng dữ liệu: Tận dụng khả năng xử lý song song của CeNNs, thiết kế phần cứng tập trung vào tối đa hóa song song và quản lý dòng dữ liệu hiệu quả. Điều này liên quan đến việc tạo ra các kiến trúc đặc biệt có thể thực hiện nhiều phép tính cùng một lúc.

Kiến trúc tiết kiệm Năng lượng: Với sự tăng cường về hiệu suất năng lượng, những người thiết kế phần cứng đang làm việc để tạo ra các giải pháp phần cứng CeNNs tiết kiệm năng lượng. Điều này bao gồm thiết kế mạch để giảm tiêu thụ năng lượng trong khi vẫn cung cấp xử lý CeNNs hiệu suất cao.

Tính toán gần giống não người: Tính toán gần giống não nhằm mô phỏng cấu trúc và chức năng của não người, phù hợp với các nhiệm vụ như xử lý ảnh. Các nhà nghiên cứu đang khám phá các thiết kế phần cứng gần giống CeNNs có thể thực hiện các hoạt động giống như CeNNs một cách hiệu quả.

Phần cứng có khả năng điều chỉnh linh hoạt: Tính linh hoạt quan trọng trong phần cứng, đặc biệt khi xử lý các mẫu và nhiệm vụ CeNNs khác nhau. Phần cứng có thể điều chỉnh lại, chẳng hạn như FPGAs, cho phép thích nghi động đến yêu cầu CeNNs cụ thể.

Phần cứng tích hợp: Kết hợp kiến trúc tính toán truyền thống với các bộ tăng tốc CNN đặc biệt là một xu hướng mới xuất hiện. Phương pháp kết hợp này cho phép cân bằng giữa tính toán mục đích chung và xử lý CeNNs đặc biệt.

Quản lý bộ nhớ: Quản lý bộ nhớ hiệu quả là rất quan trọng đối với phần cứng CeNNs. Phát triển thứ tự bộ nhớ giảm thiểu việc di chuyển dữ liệu và tối ưu hóa mẫu truy cập là một lĩnh vực nghiên cứu liên tục.

Kết hợp, tích hợp phần cứng và phần mềm: Sự cộng tác chặt chẽ giữa nhà thiết kế phần cứng và phần mềm là rất quan trọng. Phát triển các công cụ, trình biên dịch và khung lập trình cho phép ánh xạ hiệu quả của thuật toán CeNNs vào kiến trúc phần cứng là quan trọng cho tính khả dụng và hiệu suất.

Số hóa và độ chính xác: Các nhà nghiên cứu đang khám phá các thiết kế phần cứng hỗ trợ tính toán làm tăng độ chính xác. Điều này có thể làm tăng hiệu quả của phần cứng khi thu gọn bộ nhớ, tăng khả năng tính toán của thiết bị.

Thiết bị IoT tích hợp: Phát triển phần cứng CeNNs được hướng đến các thiết bị biên giới và IoT. Phần cứng CeNNs hiệu quả và tiết kiệm năng lượng cần thiết cho xử lý thời gian thực trong môi trường có hạn tài nguyên.

Linh hoạt kiến trúc cho từng ứng dụng cụ thể: Thiết kế kiến trúc phần cứng phù hợp với từng yêu cầu của bài toán.

### Các nghiên cứu và công bố về mạng nơ ron tế bào tại Việt Nam

Năm 1996, Nguyễn Quang Hoan đã thực hiện phát triển mạng bậc cao và luật học cho mạng Hopfield [16]. Tác giả đã trình bày một phương pháp nghiên cứu mạng bậc cao đối với các tín hiệu đầu vào, đầu ra. Tiếp đến ông chứng minh tính ổn định của mạng Hopfield đề xuất thông qua sử dụng hàm Lyapunov [67].

Năm 1999, Phạm Hữu Đức Dục đã công bố và trình bày về mạng liên kết hai chiều (BAM) bậc cao, tính ổn định và ứng dụng của mạng BAM bậc cao cho nhận dạng đối tượng tuyến tính và phi tuyến. Tại đây, tác giả đã nghiên cứu ứng dụng mạng BAM bậc cao cho bài toán điều khiển thích nghi vị trí động cơ điện 1 chiều theo phương pháp MRAC [68].

Mạng nơ ron tế bào được PGS.TSKH Phạm Thượng Cát là người đặt nền móng đầu tiên cho vấn đề nghiên cứu tại Việt Nam từ năm 1996. Ông và các cộng sự đã có những công bố nghiên cứu liên quan như xây dựng các hệ thống xử lý ảnh nhanh trên cơ sở áp dụng công nghệ mạng nơ ron tế bào [69]. Tại đây ông đã đưa ra mô hình và thử nghiệm công nghệ xử lý ảnh phục vụ nghiên cứu và đào tạo. Tiếp đó, nhóm nhiên cứu thực hiện thay đổi đối với các đối tượng thử nghiệm khác nhau như nhận dạng thuốc viên trong quá trình sản xuất, nhận dạng phát sinh tia lửa điện bu gi, phát hiện mất ốc trên đường ray [70]. Đến năm 2022, tiếp bước các nghiên cứu của PGS.TS Phạm Thượng Cát, nhóm nghiên cứu của PGS.TS. Nguyễn Quang Hoan đã phát triển mạng nơ ron tế bào bậc hai. Đại diện nhóm nghiên cứu, TS. Nguyễn Tài Tuyên đã bước đầu công bố, phát triển về mặt cấu trúc cũng như tiến hành thử nghiệm làm bộ nhớ liên kết bằng việc tính trọng số phản hồi của mạng nơ ron tế bào bậc cao theo luật học Hebb [71], bỏ qua ảnh hưởng của các tín hiệu đầu vào và tín hiệu ngưỡng.

## Đặt vấn đề nghiên cứu

### Phát biểu bài toán

Từ những tổng quan và phân tích các công trình mới nhất về mạng nơ ron tế bào, nghiên cứu sinh đề xuất các vấn đề cần thực hiện trong luận án như sau:

Một là: phát triển thuật toán Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao (sử dụng mạng nơ ron bậc hai làm đại diện). Luật học Perceptron hồi quy đã được C. GuKzelis đề xuất cho mạng nơ ron tế bào chuẩn [2] (hay mạng nơ ron tế bào bậc), nhưng thuật toán Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao chưa có công trình nào công bố.

Hai là: Chứng minh tính hội tụ của thuật toán Perceptron (kể cả bậc cao và bậc nhất) từ đó đưa ra những hạn chế có khả năng xảy ra đối với các thuật toán sử dụng theo phương pháp hạ Gradient và hướng khắc phục. Ở đây, việc chứng minh tính hội tụ của luật học Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao cũng là tính mới.

Ba là: Từ việc chứng minh tính hội tụ của SORPLA, nghiên cứu sinh đề xuất phương pháp sử dụng giải thuật di truyền (GA) để xác định bộ trọng số của mạng nơ ron tế bào bậc cao. Do giải thuật di truyền là phương án có nhiều ưu điểm trong việc xác định vùng tối ưu toàn cục, nhưng khó khăn trong việc xác định chính xác điểm cực trị toàn cục (điểm cực trị) của thuật toán. Từ đó, nghiên cứu sinh đề xuất thuật toán lai giữa (GA) với thuật toán Perceptron hồi quy bậc cao (SORPLA). Đây là một hướng nghiên cứu mới, nghiên cứu sinh tìm hiểu và chưa thấy công bố nào về vấn đề này.

Tóm lại, bài toán của nghiên cứu sinh là xây dựng các giải pháp (các thuật toán) mới để tính bộ trọng số cho mạng nơ ron tế bào bậc cao.

### Dự kiến kết quả

* Xây dựng, hoàn thiện luật học Perceptron hồi quy bậc cao ứng dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao
* Xây dựng thuật toán lai giải thuật di truyền kết hợp Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao và ứng dụng với thuật toán xác định biên ảnh
* Chứng minh tính hội tụ của các thuật toán Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao

## Kết luận chương 1

Chương một của luận án đã phân tích tổng quan về cấu trúc và các luật học phổ biến hiện nay; phân tích về những công bố có nội dung liên quan đến mạng nơ ron tế bào chuẩn của Leon Chua trong và ngoài nước. Từ đó phát biểu bài toán và các định hướng nghiên cứu cho các nội dung tiếp theo của Luận án.

Từ những phân tích và nghiên cứu các nội dụng tại chương một, Nghiên cứu sinh rút ra một số nhận xét như sau:

* Mạng nơ ron tế bào chuẩn do L. Chua và L.Yang đề xuất đảm bảo ổn định đầy đủ.
* Việc nghiên cứu phát triển cấu trúc, luật học cho mạng nơ ron tế bào có khả năng thực hiện cho các bài toán ứng dụng thực tế hiện nay, đem lại những hiệu quả nhất định như làm bộ nhớ liên kết, xử lý ảnh tốc độ cao.

Đây là lý do nghiên cứu sinh đã chọn hướng nghiên cứu phát triển và ứng dụng mạng nơ ron tế bào bậc cao và đưa ra bài toán cần thực hiện cho luận án.

Trong quá trình thực hiện chương một, nghiên cứu sinh đã có một số đóng góp liên quan. Công bố [A.1] được đưa ra tại tạp chí Khoa học – Đại học Hạ Long trình bày về luật học mạng Perceptron hồi quy (RPLA) áp dụng cho mạng nơ ron tế bào chuẩn. Đây là căn cứ để nghiên cứu sinh nắm rõ và phát triển luật học cho mạng bậc cao. Công bố [A.6] được đăng tại tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Điện lực. Nội dung của bài báo trình bày về khả năng nhận dạng khuôn mặt sử dụng mạng liên kết hai chiều BAM – một mạng hồi quy liên quan trực tiếp đến khả năng ứng dụng trong quá trình xử lý ảnh.

# CHƯƠNG 2.

# THUẬT TOÁN PERCEPTRON HỒI QUY

# CHO MẠNG NƠ RON TẾ BÀO BẬC CAO

## Đặt vấn đề

Qua việc khảo sát các cấu trúc, luật học của mạng nơ ron tại chương một, chương hai luận án trình bày luật học SORPLA để xác định đầy đủ giá trị các bộ trọng số **A, B, I** của mạng nơ ron tế bào bậc cao (Sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai SOCeNNs làm đại diện). Sau khi xây dựng thuật toán SORPLA, nghiên cứu sinh mô phỏng trên MATLAB để kiểm nghiệm thuật toán đề xuất. Cuối cùng, nghiên cứu sinh xây dựng thuật toán tách biên ảnh sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai nhằm chứng minh khả năng xử lý ảnh của mạng nơ ron tế bào bậc hai trong thực tế.

## Mạng nơ ron tế bào bậc hai

### Cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc hai

Một tế bào trong CeNNs được định nghĩa là tổng của tích giữa các tín hiệu đầu ra và các tín hiệu điều khiển bất kỳ đối với các tế bào lân cận *C(k, l)* và *C(m, n)* của tế bào *C(i, j),* trong đó lân cận của tế bào là tập các tế bào quanh tế bào trung tâm *C(i, j)* với các bán kính *r* tương ứng. Khi *r=1* tức là lớp kế cận gần nhất bao gồm 08 tế bào tương tác cộng với chính nó tạo thành một bộ 09 tế bào gọi là láng giềng hay lân cận của *C(i, j)* (bảng 2.1) [1].

Bảng 2.. Bảng phân bố tế bào lân cân của tế bào trung tâm C(i,j), tương ứng r=1

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *C(i-1, j-1)* | *C(i-1, j)* | *C(i-1, j+1)* |
| *C(i, j-1)* | *C(i, j)* | *C(i, j+1)* |
| *C(i+1, j-1)* | *C(i, j+1)* | *C(i+1, j+1)* |

Năm 2020, nghiên cứu sinh cùng cộng sự đã phát triển cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc cao và sử dụng đại diện là mạng nơ ron tế bào bậc hai (SOCeNNs) tại bài báo [A.1]. Cấu trúc mạng SOCeNNs được xây dựng dựa trên cấu trúc mạng nơ ron tế bào chuẩn (bậc nhất), gồm bộ các trọng số điều khiển đầu vào bậc nhất **B1**, trọng số phản hồi đầu ra bậc nhất **A1**, trọng số đầu vào bậc hai **B2** và trọng số phản hồi đầu ra bậc hai **A2** và trọng số ngưỡng **I** (hình 2.1). Khi đó, cấu trúc của SOCeNNS bao gồm:

* *Phương trình động học SOCeNNs:*



* *Hàm tương tác đầu ra:*



trong đó:

*C:* Tụ điện tuyến tính của SOCeNNs, thường được chọn 1µF;

*:* Điện trở tuyến tính của SOCeNNs, thường được chọn 1kΩ hoặc 1MΩ;

*i, j:* Thể hiện vị trí của tế bào *C(i, j)* trong SOCeNNs; *i, j* ϵ N\*

*r:* Bán kính lân cận của tế bào *C(i, j),* chọn *r=1;*

*k, l; m, n:* Thể hiện vị trí các tế bào lân cận của *C(i, j)* tương ứng với bán kính lân cận*; k, l; m, n* ϵ N\*

: Tín hiệu trạng thái của tế bào *C(i, j);*

: Tín hiệu đầu ra của tế bào *C(i, j);*

: Tín hiệu đầu vào của tế bào *C(i, j);*

: Tín hiệu đầu ra của SOCeNNs;

: Tín hiệu đầu vào của SOCeNNs;

: Ma trận trọng số phản hồi thành phần bậc nhất, kích thước *(3x3);*

: Ma trận trọng số phản hồi thành phần bậc hai, kích thước *(9x9);*

: Ma trận trọng số đầu vào của thành phần bậc nhất, kích thước *(3x3);*

: Ma trận trọng số đầu vào của thành phần bậc hai, kích thước *(9x9);*

*M, N:* Kích thước của mạng SOCeNNs

**I***:* Ma trận trọng số ngưỡng SOCeNNs, kích thước *(1x1);*

**U***:* Ma trận tín hiệu đầu vào lân cận của tế bào *C(i, j);*

**Y***:* Ma trận tín hiệu đầu ra lân cận của tế bào *C(i, j) ;*



Hình 2.. Cấu trúc tổng quát mạng nơ ron tế bào bậc hai

* *Các điều kiện ràng buộc ban đầu:*



* *Các điều kiện giả định là ma trận phản hồi bậc nhất* **A1***, bậc hai* **A2** *đối xứng.*



*Ghi chú*: *Rx*và *C* tại (2.1) được xác định trong mạch điện tử dùng nhằm thử nghiệm mô hình động học SOCeNNs [1]. Về mặt toán học, nếu coi *Rx=*1MΩ và *C*=1µF thì *Rx* và *C* khi đó có thể không viết ra các hệ số này [5], [24], [72].

* **Các thành phần của SOCeNNs**

Mục đích của luận án là phát triển luật học cho SOCeNNS, nên nghiên cứu sinh sẽ chi tiết các thành phần của mạng nơ ron tế bào bậc hai.

* Các tín hiệu đầu vào, đầu ra của mạng nơ ron tế bào bậc hai: Theo (2.1), mạng nơ ron tế bào bậc hai sẽ gồm các thành phần bậc nhất và các thành phần bậc hai. Đối với thành phần bậc nhất, mỗi tế bào trung tâm (bán kính lân cận *r=1)* bị tác động bởi 09 tế bào trong đó có 08 tế bào lân cận và chính bản thân tế bào đó ( hình 1.4). Đối với các thành phần bậc hai, nghiên cứu sinh xác định dựa theo nguyên tắc của các thành phần bậc nhất tức là chỉ xét ảnh hưởng của 09 tế bào lân cận của tế bào trung tâm.

***Định nghĩa 2: Đầu vào lân cận bậc hai***

*Thành phần đầu vào bậc hai của một tế bào C(i,j) trong SOCeNNs là tổng các phép nhân giữa tín hiệu đầu vào của mỗi tế bào lân cận với tất cả các lân cận của tế bào C(i,j) tương ứng với bán kính r đã biết.*

***Định nghĩa 3: Đầu ra lân cận bậc hai***

*Thành phần đầu ra bậc hai của một tế bào C(i,j) trong SOCeNNs là tổng các phép nhân giữa tín hiệu đầu ra của từng tế bào lân cận với tất cả các lân cận của tế bào C(i,j) tương ứng với bán kính r đã biết.*

Với Tế bào *C(i,j)* bán kính lân cận *r=1*, các thành phần đầu vào, đầu ra bậc hai được biểu diễn như sau:

Đầu vào, đầu ra bậc hai của *C(i,j)* tại vị trí tế bào *C(i-1,j-1)*

Đầu vào: 

Đầu ra: 

Khi đó đầu vào, đầu ra bậc hai của tế bào có vị trí C*(i-1, j-1)* có được trình bày theo Bảng 2.2 dưới đây.

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i-1,j-1)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui-1,j-1* | *ui-1,j\* ui-1,j-1* | *ui-1j+1\* ui-1j-1* | | *ui,j-1\* ui-1,j-1* | *ui,j\* ui-1,j-1* | *ui,j+1\* ui-1,j-1* | | *ui+1,j-1\* ui-1,j-1* | *ui+1,j\* ui-1,j-1* | *ui+1,j+1\* ui-1,j-1* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | *yi-1,j-1\* yi-1,j-1* | *yi-1,j\* yi-1,j-1* | *yi-1,j+1\* yi-1,j-1* | | *yi,j-1\* yi-1,j-1* | *yi,j\* yi-1,j-1* | *yi,j+1\* yi-1,j-1* | | *yi+1,j-1\* yi-1,j-1* | *yi+1,j\* yi-1,j-1* | *yi+1,j+1\* yi-1,j-1* | |

Đối với các tế bào lân cận khác còn lại của *C(i,j)*, nghiên cứu sinh sử dụng tính chất tương tự, là tạo ra từng bảng giá trị bậc hai tương ứng với từng tế bào như dưới đây:

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i-1,j)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui-1,j* | *ui-1,j\* ui-1,j* | *ui-1,j+1\* ui-1,j* | | *uij-1\* ui-1,j* | *ui,j\* ui-1,j* | *ui,j+1\* ui-1,j* | | *ui+1,j-1\* ui-1,j* | *ui+1,j\* ui-1,j* | *ui+1,j+1\* ui-1,j* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | yi-1,j-1\* yi-1,j | yi-1,j\* yi-1,j | yi-1,j+1\* yi-1,j | | yi,j-1\* yi-1,j | yi,j\* yi-1,j | yi,j+1\* yi-1,j | | yi+1,j-1\* yi-1,j | yi+1,j\* yi-1,j | yi+1,j+1\* yi-1,j | |

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i-1,j+1)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui-1,j+1* | *ui-1,j\* ui-1,j+1* | *ui-1,j+1\* ui-1,j+1* | | *ui,j-1\* ui-1,j+1* | *ui,j\* ui-1,j+1* | *ui,j+1\* ui-1,j+1* | | *ui+1,j-1\* ui-1,j+1* | *ui+1,j\* ui-1,j+1* | *ui+1,j+1\* ui-1,j+1* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | *yi-1,j-1\* yi-1,j+1* | *yi-1,j\* yi-1,j+1* | *yi-1,j+1\* yi-1,j+1* | | *yi,j-1\* yi-1,j+1* | *yi,j\* yi-1,j+1* | *yi,j+1\* yi-1,j+1* | | *yi+1,j-1\* yi-1,j+1* | *yi+1,j\* yi-1,j+1* | *yi+1,j+1\* yi-1,j+1* | |

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i,j-1)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui,j-1* | *ui-1,j\* ui,j-1* | *ui-1,j+1\* ui,j-1* | | *ui,j-1\* ui,j-1* | *ui,j\* ui,j-1* | *ui,j+1\* ui,j-1* | | *ui+1,j-1\* ui,j-1* | *ui+1,j\* ui,j-1* | *ui+1,j+1\* ui,j-1* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | *yi-1,j-1\* yi,j-1* | *yi-1,j\* yi,j-1* | *yi-1,j+1\* yi,j-1* | | *yi,j-1\* yi,j-1* | *yi,j\* yi,j-1* | *yi,j+1\* yi,j-1* | | *yi+1,j-1\* yi,j-1* | *yi+1,j\* yi,j-1* | *yi+1,j+1\* yi,j-1* | |

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i,j)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui,j* | *ui-1,j\* ui,j* | *ui-1,j+1\* ui,j* | | *ui,j-1\* ui,j* | *ui,j\* ui,j* | *ui,j+1\* ui,j* | | *ui+1,j-1\* ui,j* | *ui+1,j\* ui,j* | *ui+1,j+1\* ui,j* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | yi-1,j-1\* yi,j | yi-1,j\* yi,j | yi-1,j+1\* yi,j | | yij-1\* yij | yij\* yij | yij+1\* yij | | yi+1,j-1\* yij | yi+1,j\* yij | yi+1,j+1\* yij | |

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i,j+1)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* uij+1* | *ui-1,j\* uij+1* | *ui-1,j+1\* uij+1* | | *ui,j-1\* ui,j+1* | *ui,j\* ui,j+1* | *ui,j+1\* ui,j+1* | | *ui+1,j-1\* ui,j+1* | *ui+1,j\* ui,j+1* | *ui+1,j+1\* ui,j+1* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | *yi-1,j-1\* yi,j+1* | *yi-1,j\* yi,j+1* | *yi-1,j+1\* yi,j+1* | | *yi,j-1\* yi,j+1* | *yi,j\* yi,j+1* | *yi,j+1\* yi,j+1* | | *yi+1,j-1\* yi,j+1* | *yi+1,j\* yi,j+1* | *yi+1,j+1\* yi,j+1* | |

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i+1,j-1)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui+1,j-1* | *ui-1,j\* u i+1,j-1* | *ui-1,j+1\* u i+1,j-1* | | *ui,j-1\* u i+1,j-1* | *ui,j\* u i+1,j-1* | *ui,j+1\* u i+1,j-1* | | *ui+1,j-1\* u i+1,j-1* | *ui+1,j\* u i+1,j-1* | *ui+1,j+1\* u i+1,j-1* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | *yi-1,j-1\* y i+1,j-1* | *yi-1,j\* y i+1,j-1* | *yi-1,j+1\* y i+1,j-1* | | *yi,j-1\* y i+1,j-1* | *yi,j\* y i+1,j-1* | *yi,j+1\* y i+1,j-1* | | *yi+1,j-1\* y i+1,j-1* | *yi+1,j\* y i+1,j-1* | *yi+1,j+1\* y i+1,j-1* | |

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i+1,j)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui+1,j* | *ui-1,j\* u i+1,j* | *ui-1,j+1\* u i+1,j* | | *ui,j-1\* u i+1,j* | *uij\* u i+1,j* | *uij+1\* u i+1,j* | | *ui+1,j-1\* u i+1,j* | *ui+1,j\* u i+1,j* | *ui+1,j+1\* u i+1,j* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | *yi-1,j-1\* y i+1,j* | *yi-1,j\* y i+1,j* | *yi-1,j+1\* y i+1,j-1* | | *yij-1\* y i+1,j* | *yij\* y i+1,j* | *yij+1\* y i+1,j* | | *yi+1,j-1\* y i+1,j* | *yi+1,j\* y i+1,j* | *yi+1,j+1\* y i+1,j* | |

Bảng 2.. Bảng giá trị bậc hai đối với đầu vào, ra tại vị trí lân cận C(i+1,j+1)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | *ui-1,j-1\* ui+1,j+1* | *ui-1,j\* u i+1,j+1* | *ui-1,j+1\* u i+1,j+1* | | *uij-1\* u i+1,j+1* | *uij\* u i+1,j+1* | *uij+1\* u i+1,j+1* | | *ui+1,j-1\* u i+1,j+1* | *ui+1,j\* u i+1,j+1* | *ui+1,j+1\* u i+1,j+1* | | |  |  |  | | --- | --- | --- | | *yi-1,j-1\* y i+1,j+1* | *yi-1,j\* y i+1,j+1* | *yi-1,j+1\* y i+1,j+1* | | *yij-1\* y i+1,j+1* | *yij\* y i+1,j+1* | *yij+1\* i+1,j+1* | | *yi+1,j-1\* y i+1,j+1* | *yi+1,j\* y i+1,j+1* | *yi+1,j+1\* y i+1,j+1* | |

Từ các định nghĩa về tín hiệu đầu vào, đầu ra bậc hai, để xác định bộ ma trận trọng số cho SOCeNNs, với *r=1*, biến đổi các ma trận trọng số phản hồi bậc hai **A2** thành 09 bộ trọng số **A21, A22, A23, A24, A25, A26, A27, A28, A29**tương ứng với 09 bảng tín hiệu đầu ra bậc hai*;* ma trận **B2** thành 09 bộ **B21, B22, B23, B24, B25, B26, B27, B28, B29**tương ứng với 09 bảng giá trị tín hiệu đầu vào bậc hai. Khi đó, mỗi một bộ trọng số bậc hai này sẽ nhân tích chập với các tín hiệu đầu vào hoặc đầu ra bậc hai tương ứng (hình 2.2). Như vậy, về mặt hình thức các ma trận trọng số bậc hai tương đồng với các ma trận trọng số bậc nhất và có kích thước *3x3*. Các điều kiện ràng buộc bậc hai tại biểu thức (2.4) được viết lại như sau:





Với cách biến đổi đó, biểu thức (2.1) viết lại như sau:



Khi đó, SOCeNNs có thể được mô tả bằng mô hình cấu trúc tương ứng như sau:



Hình 2.. Mô hình cấu trúc CeNNs bậc hai quy đổi

trong đó:

**A21***(i,j;k,l), ..,* **A29***(i,j;k,l):* Ma trận trọng số phản hồi đầu ra bậc hai SOCeNNs, kích thước *(3x3);*

**B21***(i,j;k,l), ..,* **B29***(i,j;k,l):* Ma trận trọng số đầu vào bậc hai SOCeNNs, kích thước *(3x3);*

### Phân tích tính ổn định của mạng nơ ron tế bào bậc hai

Nghiên cứu sinh đã cùng nhóm nghiên cứu phát triển cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc hai và phân tích tính ổn định của mạng [A.2]. Bằng cách đề xuất một hàm ***V(t)*** và chứng minh hàm ***V(t****)* có đủ điều kiện để đảm bảo cho mạng SOCeNNs ổn định đầy đủ.

*Định lý 1. Tồn tại V(t ) như sau:*



đảm bảo (giá trị *Vmax* có thể âm hoặc dương), với:



- Và đạo hàm của hàm V(t) theo thời gian t sẽ nhỏ hơn hoặc bằng không tức là 

Khi đó hệ động học (2.1) mô tả mạng nơ ron tế bào bậc hai ổn định đầy đủ.

Nhận xét: Điều kiện ổn định đầy đủ khác với ổn định Lyapunov ở chỗ hàm *V(t)* xác định âm và dương.

*Chứng minh:*

* *Hàm V(t) bị chặn (hay xác định cả giá trị âm hoặc dương)*

Lấy trị tuyệt đối của biểu thức (2.9) ta có:



Do , , nên phương trình (2.11) có thể viết lại như sau:



Với các hệ số **A1, B1, A2, B2, I**, *Rx* đều là các hệ số nên giá trị  tại biểu thức (2.12) là hằng số.

* *Đạo hàm V(t) không dương: *

Lấy đạo hàm hai vế phương trình (2.9) theo thời gian t như sau:



Biến đổi phương trình (2.13), kết quả thu được như sau:



Do đặc tính và  được chọn là như nhau cho mọi tế bào (*i,j*) nên 

Vì mạng nơ ron tế bào có đảm bảo điều kiện đối xứng theo (2.4). Khi đó, vế phải của phương trình (2.14) được viết lại như sau:



Từ phương trình hàm tương tác đầu ra của mạng nơ ron tế bào bậc cao (2.2), dễ thấy:



Thay (2.16) vào phương trình (2.15), thu được kết quả như sau:



Phối hợp hai trường hợp của (2.17) ta có: . Đó là điều cần chứng minh.

Như vậy từ các chứng minh trên, căn cứ điều kiện ổn định tại các biểu thức (1.44) và (1.45) áp dụng cho mạng nơ ron tế bào chuẩn, SOCeNNs ổn định đầy đủ, tức là đầu ra tính toán của mạng *yi(t)* sẽ tiến tới một đầu ra mong muốn xác định *di*.

Do tính chất tương đồng giữa các ma trận trọng số phản hồi **A21, A22, A23, A24, A25, A26, A27** với ma trận trọng số phản hồi A1 của CeNNs. Luận án sử dụng kết quả của định lý 2 trình bày tại mục 1.1.2.4, mạng SOCeNNs ổn định tại điểm cân bằng sau thời gian quá độ khi thỏa mãn điều kiện dưới đây [1]:



khi đó:



và



Có thể nói đối với SOCeNNs, mạng không dao động và ổn định tại điểm cân bằng khi tất cả các toán hạng trung tâm của bộ ma trận phản hồi **A1, A21, A22,…,A29** đều thỏa mãn biểu thức (2.18).

## Phát triển luật học trong mạng nơ ron tế bào bậc hai

### Thuật toán học có giám sát - Luật học SORPLA

Như đã trình bày tại 1.1.2, năm 1999, C**.** GuKzelis đã hoàn thiện thuật toán Perceptron hồi quy (RPLA) cho CeNNs bậc nhất [2], trong đó, trọng số tổng **W**chứa các trọng số phản hồi bậc nhất **A1**, trọng số đầu vào bậc nhất **B1**, và trọng số ngưỡng **I**, tức là:



Khi đó, CeNNs hồi quy chuẩn được chuyển sang dạng Perceptron truyền thẳng và việc tính toán trọng số mới được quy đổi **W** của CeNNs có thể thực hiện theo thuật toán Perceptron hồi quy (RPLA).

Với cách tiệm cận tương tự, nghiên cứu sinh biến đổi mạng SOCeNNs có đặc tính hồi quy sang mạng truyền thẳng bằng cách đặt một ma trận trọng số tổng **W** chứa các trọng số phản hồi bậc nhất **A1**, bậc hai **A2**, trọng số điều khiển đầu vào bậc nhất **B1**, bậc hai **B2** và trọng số ngưỡng **I**. Khi đó bộ trọng số tổng **W** được xác định như sau:



trong đó:



Rõ ràng (2.22) có độ phức tạp hơn (2.21). Bộ trọng số tổng của SOCeNNs ngoài các ma trận trọng số của mạng nơ ron tế bào bậc nhất, còn chứa các ma trận trọng số phản hồi bậc hai **A2**1, **A22, A23, A24, A25, A26, A27, A28, A29**, ma trận trọng số điều khiển đầu vào bậc hai **B21, B22, B23, B24, B25, B26, B27, B28, B29**.

Biểu thức (2.1) là một hệ động học phản hồi có thể gây tự kích dao động làm mất ổn định của hệ thống. Khi SOCeNNs đạt trạng thái ổn định thì là hằng số, dẫn tới , khi đó biểu thức (2.1) có thể được viết lại như sau (chọn  MΩ):



Đặt ma trận đầu vào tổng như sau:



Sử dụng kết quả [2], bộ ma trận , cũng được định nghĩa như sau:







Phương trình trạng thái của CeNNs bậc 2 ổn định được tính như sau:





Hình 2.3. Sơ đồ mạng SOCeNNs quy đổi sang mạng truyền thẳng Perceptron

Từ phương trình (2.29), nhận thấy  đóng vai trò đầu vào tổng của tín hiệu đầu vào bậc nhất, tín hiệu đầu vào bậc hai và tín hiệu đầu ra bậc nhất, tín hiệu đầu ra bậc hai của SOCeNNs. Đối với mạng bậc hai thành phần của  bao gồm 101 toán hạng, cụ thể đối với thành phần bậc nhất có 11 toán hạng, thành phần đầu vào bậc hai có 90 toán hạng tương ứng với 101 toán hạng của ma trận trọng số tổng **W** SOCeNNs. Trong đó, ma trận trọng số đầu vào bậc nhất có 5 toán hạng, ma trận trọng số đầu ra bậc nhất có 05 toán hạng, ma trận ngưỡng có một toán hạng. Ma trận trọng số đầu vào bậc hai có 9 bộ trọng số từ **B21** đến **B29**, mỗi bộ trọng số này gồm 5 toán hạng khác nhau, tức là khi đó có 45 toán hạng của các bộ trọng số đầu vào. Tương tự đối với ma trận trọng số phản hồi **A2** cũng có 45 toán hạng. Sau khi biến đổi SOCeNNs sang mạng Perceptron truyền thẳng tương ứng, nghiên cứu sinh xác định giá trị bộ trọng số **W** của SOCeNNs được thực hiện theo phương pháp định tính Thử–Sai–Chỉnh.

Giả thuyết tín hiệu đầu vào, đầu ra phân cực (giá *trị +1* hoặc *-1*) nên hàm tương tác đầu ra của SOCeNNs là hàm dấu *sgn(.)*, tức là:



Để tính toán bộ trọng số cho mạng SOCeNNs tại trạng thái ổn định, đề xuất phương pháp SORPLA có lưu đồ thuật toán như hình PL.2. Sai lệch giữa đầu ra thực tế và đầu ra mong muốn được tính như sau [2]:



trong đó:

*s:* số tập mẫu huấn luyện của mạng

: tổng sai lệch giữa đầu ra tính toán và đầu ra mong muốn SOCeNNs;

: giá trị đầu ra mong muốn SOCeNNs;

: giá trị đầu ra thực tế SOCeNNs ổn định;

*D+, D* ***-****:* miền giá trị đầu ra sai lệch tính toán dựa theo nguyên tắc sau:



Từ biểu thức (2.30), luật cập nhật trọng số mạng Perceptron biến đổi được thực hiện như sau:



trong đó:

: tốc độ học của mạng, là một giá trị hằng số dương;

*norm*: giá trị chuẩn Euclidean được xác định theo công thức:



với : thỏa mãn biểu thức (2.26) và (2.27), khi đó luật học Perceptron theo biểu thức (2.32) hội tụ. Bằng việc chuẩn hóa theo Euclidean, các đặc trưng đầu vào của mạng sẽ có tỷ lệ tương tự và góp phần bình đẳng vào quá trình học.

: thể hiện giá trị từng đầu vào của mạng SOCeNNs quy đổi tương ứng với biểu thức (2.25).

Trong quá trình thực hiện thuật toán SORPLA, bộ véc tơ trọng số được điều chỉnh khi xét ảnh hưởng của từng tế bào cho tất cả các mẫu huấn luyện. Khi sai số giữa đầu ra thực tế và đầu ra mong muốn tại mỗi tế bào bằng không, thì bỏ qua cập nhập trọng số tại tế bào đó và chuyển sang tế bào tiếp theo nguyên tắc từ trái qua phải và từ trên xuống dưới. Thuật toán kết thúc khi tổng các sai lệch của tất cả các điểm ảnh trong tập mẫu đạt giá trị nhỏ hơn hoặc bằng một giá tối thiểu emin cho trước.

*Thuật toán SORPLA cho SOCeNNs:*

Trình tự thực hiện thuật toán sử dụng luật học SORPLA được thể hiện theo lưu đồ như hình (Hình PL.2) và mô tả thuật toán theo bước như sau:

**Đầu vào (Input):** Cho:

1. Bộ mẫu huấn luyện SOCeNNs là các ảnh có cùng kích thước (*M\*N*) bao gồm
2. Tốc độ học .
3. Cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc hai, thỏa mãn các biểu thức (2.1) đến (2.4).
4. Chọn sai lệch cho phép tối thiểu *emin*.
5. Chọn bộ ma trận trọng số khởi tạo ban đầu cho mạng. Bao gồm:

* Ma trận trọng số phản hồi **A1**[0] kích thước *3x3*, với toán hạng  thỏa mãn định lý 2 tại nội dung 1.1.2.4;
* Ma trận trọng số phản hồi bậc hai **A21**[0], **A22**[0], **A23**[0], **A24**[0], **A25**[0], **A26**[0], **A27**[0], **A28**[0]. **A29**[0] kích thước *3x3*, với toán hạng trung tâm của ma trận thỏa mãn biểu thức (2.18);
* Ma trận điều khiển đầu vào bậc nhất **B1**[0] kích thước *3x3*, có tính chất đối xứng tương tự ma trận phản hồi **A1**[0];
* Ma trận trọng số phản hồi bậc hai **B21**[0], **B22**[0], **B23**[0], **B24**[0], **B25**[0], **B26**[0], **B27**[0], **B28**[0], **B29**[0] kích thước *3x3*, với có tính chất đối xứng tương tự ma trận phản hồi bậc hai;
* Ma trận I kích thước *1x1*

**Output***:* Bộ ma trận trọng số SOCeNNs

;



…..



*Bước 1:* Chọn bộ trọng số khởi tạo bậc nhất, bậc hai của SOCeNNs

*Bước 2:* Tính tổng sai lệch giữa tín hiệu đầu ra tính toán và tín hiệu đầu ra mong muốn đã biết theo biểu thức (2.31)

* Nếu sai lệch , chọn bộ trọng số kết quả đã tính toán. Chuyển sang B*ước 7*.
* Nếu chuyển sang *Bước 3*

*Bước 3:* Cập nhật giá trị bộ trọng số của SOCeNNs theo biểu thức (2.32);

*Bước 4*: Tính toán giá trị trạng thái theo biểu thức (2.24)

*Bước 5*: Tính đầu ra mới CeNNs  theo biểu thức (2.30);

*Bước 6*: Tính các giá trị bậc hai đầu vào, đầu ra của SOCNNs theo (2.5) và (2.6). Quay lại bước 2.

*Bước 7.* Hiển thị kết quả bộ ma trận trọng số tối ưu.

Bước 8. Dừng thuật toán

*Lưu đồ thuật toán được thể hiện tại Hình PL.2 tại Phụ Lục 01 của Luận án.*

### Thử nghiệm thuật toán SORPLA

Hiện nay, ba bài toán xử lý ảnh chủ yếu mà thuật toán SORPLA có khả năng áp dụng như sau: xác định đường biên đối tượng, xác định đỉnh và phủ đều vùng ảnh [2]. Trong đó, xác định biên đối tượng là một kỹ thuật cơ bản trong xử lý ảnh liên quan đến việc chỉ định biên giới trong một bức ảnh nơi có sự thay đổi đáng kể về độ sáng hoặc màu sắc. Nó là một bước quan trọng trong nhiều nhiệm vụ xử lý ảnh như trích xuất đặc trưng, nhận dạng đối tượng, theo dõi đối tượng, phát hiện biên giới và nhận dạng mẫu, kiểm tra chất lượng sản phẩm, đo lường trên ảnh. Chính vì vậy, trong luận án, nghiên cứu sinh lựa chọn bài toán xác định biên ảnh để kiểm tra tính đúng đắn của thuật toán SORPLA.

Thuật toán SORPLA xác định các bộ trọng số của mạng nơ ron tế bào bậc cao dựa trên một bộ ảnh mẫu cho trước (mẫu học áp dụng cho bài toán xác định biên). Bộ mẫu học cho SOCeNNs gồm 03 thành phần: i) một ảnh tín hiệu đầu vào *uij*, ii) một ảnh trạng thái ban đầu *xij(0)*, và iii) một ảnh đầu ra mong muốn *dij*. Cả ba ảnh đó đều có kích thước giống nhau MxN. Trong thực tế cần có nhiều bộ mẫu ảnh học, tuy nhiên để đơn giản nghiên cứu sinh thử nghiệm cho 01 bộ mẫu có kích thước 8x8 (hình 2.5). Bộ trọng số này dùng như là một cửa sổ để dò biên ảnh.

*Thuật toán và trình tự thực hiện SORPLA như sau:*

*Input:* Cho *{uij,xij(0), dij }; α* =0,001; Chọn sai số cho phép tối thiểu*: emin=2*

*Output: Bộ trọng số {***A1, B1, I, A21.. A29, B21..B29***}*

*Bước khởi tạo:* Chọn bộ vec tơ ma trận trọng số SOCENNS cho tín hiệu đầu vào, đầu ra làm giá trị khởi tạo. Bộ trọng số khởi tạo đưa ra dựa trên bộ trọng số như sau:

;  ;;

(Tại vòng tính toán đầu tiên do  phân cực(±1) nên giá trị đầu ra tại vòng tính toán đầu tiên ).

* Tính tổng sai lệch giữa tín hiệu đầu ra thực tế và tín hiệu đầu ra mong muốn:

Do tồn tại sai số nên phải tính bộ trọng số theo các vòng lặp tiếp theo.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | | |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | | |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |  |  |  |  |  |  |  |  | |
| Tín hiệu đầu vào  (8x8)  *uij* | Tín hiệu trạng thái  ban đầu (8x8)  *xij(0)* | Tín hiệu đầu ra  mong muốn (8x8)  *dij* |

Hình 2.. Tập mẫu huấn luyện SOCeNNs

*Vòng lặp đầu tiên:*

*Bước 1*: Tính bộ trọng số cho vòng lặp đầu tiên theo (2.32). Kết quả vòng lặp đầu tiên như sau:







**

*Bước 2*: Tính trạng thái mới dựa trên bộ vec tơ trọng số mới.

*Bước 3*: Tính đầu ra thực tế theo (2.2).

*Bước 4:* Tính tổng sai lệch theo (2.31).

*Bước 5*: Khi sai lệch , thực hiện tiếp tục vòng lặp tiếp theo. Ngược lại, khi , dừng thuật toán.

*Vòng lặp tiếp theo:*

Lặp lại các bước 1, 2, 3, 4, 5 như vòng lặp thứ nhất.

Trong chương trình tính toán, sau 68 vòng lặp, tổng sai lệch , thuật toán dừng. Đây chính là đầu ra cuối cùng của bộ trọng số cho SOCeNNs:





**

**

*Nghiên cứu sinh tiến hành hai thử nghiệm mô phỏng SOCeNNs trên Matlab: i) Sử dụng bộ ma trên khởi tạo ban đầu; ii) Sử dụng bộ ma trận trọng số tính toán bằng thuật toán SORPLA, cụ thể như sau:*

*Thử nghiệm 1*: mô phỏng trạng thái *xij(t)* tại hai tế bào *C(3,3), C(6,4)* sử dụng bộ trọng số khởi tạo ban đầu (Bước khởi tạo).

Kết quả thu được trạng thái *x33(t)* cho tế bào *C(3,3)* minh họa hội tụ về giá trị *+4* (hình 2.5). Trạng thái này qua hàm tương tác đầu ra thu được giá trị *+1*. Tương tự, trạng thái *x64(t)* cho tế bào *C(6, 4)* minh họa theo hội tụ về giá trị *-8* (hình 2.5). Trạng thái này qua hàm tương tác đầu ra *y=sgn(x64(t))* thu được giá trị *-1*.

*Thử nghiệm 2*: mô phỏng trạng thái *x33(t), x64(t)* tại tế bào *C(3, 3)* và *C(6, 4)* của SOCeNNs cho bộ trọng số tính toán từ SORPLA. Kết quả thu được trạng thái *x33(t), x67(t)*  hội tụ về giá trị *x33(t)=+4*, trạng thái của tế bào *C(6, 4)*  hội tụ về giá trị *x64(t)=-8* (hình 2.5), tương ứng.



Hình 2.. Quá trình quá độ x(t) tại tế bào vị trí C(3,3) và C(6,4) trong SOCeNNs

Một số nhận xét khi thực hiện mô phỏng trạng thái của SOCeNNs trên Matlab như sau:

1. Hai bộ trọng số khởi tạo ban đầu và bộ trọng số tính toán từ SORPLA đều cho SOCeNNs đạt trạng thái ổn định; Căn cứ vào [73], nghiên cứu sinh đã lựa chọn trọng số ban đầu phù hợp cho SOCeNNs đảm bảo cho mạng đạt trạng thái ổn định.
2. Tuy nhiên bộ trọng số sau khi sử dụng SORPLA có những ưu điểm như sau:

* Về độ quá điều chỉnh: Bộ trọng số sử dụng SORPLA không xảy ra tình trạng độ quá điều chỉnh. Cụ thể đối với bộ trọng số khởi tạo, biên độ trạng thái *x33(t)* của tế bào *C(3, 3)* có độ quá điều chỉnh tăng khoảng 20% rồi giảm dần về giá trị ổn định *x33(t)=4*; tương tự, tại tế bào *C(6, 4),* độ quá điều chỉnh vượt khoảng 105% rồi giảm dần về giá trị ổn định *x33(t)=-8*;
* Về thời gian quá độ: Đối với trạng thái *x33(t)* của tế bào *C(3, 3),* sau khoảng 600ms, trạng thái *x33(t)* sử dụng hai bộ trọng số nêu trên đều tiến đến giá trị ổn định. tại tế bào *C(6, 4),* thời gian quá độ của SOCeNNs sử dụng bộ trọng số tính toán SORPLA (700ms) cũng tương đương so với thời gian quá độ của SOCeNNs sử dụng bộ trọng số khởi tạo ban đầu (700ms).

1. Thử nghiệm cũng được tiến hành cho các trạng thái còn lại của ảnh có kích thước 8x8 trên SOCeNNs, và thu được kết quả tương tự.

Từ quá trình mô phỏng trên có thể khẳng định mạng SOCeNNs sử dụng bộ trọng số tính theo thuật toán SORPLA có đặc tính của quá trình quá độ có chất lượng cao hơn so với sử dụng bộ trọng số khởi tạo.

Nghiên cứu sinh thực hiện các phép thử nghiệm khác nhau với bộ trọng số đầu vào có độ phức tạp khác nhau, kết quả cho thấy đối với các bộ trọng số ban đầu có tính phức tạp (thành phần trọng số lân cận khác không) thì số vòng tính toán và thời gian thực hiện cũng lâu hơn.

## Ứng dụng thuật toán SORPLA cho xử lý ảnh

### Tổng quan về ứng dụng của mạng nơ ron tế bào bậc cao

Sự phát triển mạnh mẽ của mạng lưới nơ ron trong những năm qua làm cho ứng dụng của chúng để xử lý, phân tích và nhận dạng hình ảnh trở nên rất hấp dẫn. Tại nội dung trong luận án, nghiên cứu sinh tập trung cho nhiệm vụ xác định đường biên đối tượng trong các bài toán xử lý ảnh. Bằng cách sử dụng phép biến đổi phi tuyến của phép nhân tích chập với các các bộ trọng số trong mạng nơ ron. Việc xử lý trong một cửa sổ chập được tổ chức đồng thời trên tất cả các điểm ảnh và độc lập với nhau. Việc lựa chọn mạng nơ ron tế bào bậc cao cho bài toán xử lý ảnh này là phù hợp nhất. CeNNs có cấu trúc nơ ron xử lý song song, tốc độ cao đặc biệt để xử lý và nhận dạng hình ảnh. Nhiều kết quả cho các bài toán xử lý ảnh đơn giản như ảnh nhị phân đến các bài toán xử lý ảnh màu đã được thực hiện [74].

Đặc điểm của mạng nơ ron tế bào là việc liên kết cục bộ giữa các lân cận nên rất phù hợp cho việc thực hiện cho các bài toán xử lý ảnh có tính cục bộ, và xử lý đồng thời [75]. Hiện nay đã có nhiều công bố liên quan đến ứng dụng của mạng CeNNs chuẩn như mô phỏng ảnh ảo quang học Muller-Lyer [76], các bài toán phát hiện đường viền thang độ xám nhằm xác định đường chéo xám [77], mã hóa/ giải mã thông tin [78], bộ nhớ liên kết [79]. Trong đó xử lý ảnh là một trong những ứng dụng quan trọng nhất của CeNNs. Việc phát triển mạng nơ ron nhiều lớp có tên gọi máy CeNNs vạn năng nhằm mục đích giải quyết các bài toán liên quan đến xử lý ảnh [80].

Bộ xử lý CNN được thiết kế để thực hiện xử lý hình ảnh; cụ thể là xử lý tốc độ khung hình cực cao (>10.000 khung hình/giây) theo thời gian thực cho các ứng dụng như phát hiện hạt trong chất lỏng động cơ phản lực và phát hiện bugi. Hiện tại, bộ xử lý CeNNs có thể đạt tới 50.000 khung hình mỗi giây và đối với một số ứng dụng nhất định như theo dõi tên lửa, phát hiện đèn flash và chẩn đoán bugi, những bộ vi xử lý này đã vượt trội so với siêu máy tính thông [thường](https://en.wikipedia.org/wiki/Supercomputer) [74]. Bộ xử lý CeNNs phù hợp với các hoạt động chuyên sâu của bộ xử lý cục bộ, mức độ thấp và đã được sử dụng trong trích xuất tính năng [81], phát hiện sâu bệnh trên cây [82], tăng cường độ tương phản, [giải chập](https://en.wikipedia.org/wiki/Deconvolution) [83], [nén hình ảnh](https://en.wikipedia.org/wiki/Image_compression) [83], [ước tính chuyển động](https://en.wikipedia.org/wiki/Motion_estimation) [84], [85],  mã hóa hình ảnh, giải mã và [phân đoạn hình ảnh](https://en.wikipedia.org/wiki/Image_segmentation) [86], lập bản đồ 3D [87],  học/nhận dạng mẫu [88],  theo dõi đa mục tiêu [89], [ổn định hình ảnh](https://en.wikipedia.org/wiki/Image_stabilization) [90], tăng cường độ phân giải [91], biến dạng và lập bản đồ hình ảnh, tô màu hình ảnh, luồng quang học tạo đường viền [92], [phát hiện đối tượng chuyển động](https://en.wikipedia.org/wiki/Moving_object_detection) [93], điều khiển đối tượng di chuyển [94], và ước lượng chuyển động và hiệu chỉnh ảnh nhiệt trong phẫu thuật não [95].

Bộ xử lý CeNNs có khả năng xử lý và tính toán linh hoạt. Bộ CeNNs đã được sử dụng và tạo mẫu cho các ứng dụng trong nhiều lĩnh vực như phân tích ngọn lửa để theo dõi quá trình đốt cháy tại lò đốt chất thải [96], phát hiện máy bay từ xa dựa trên nền trời xanh [64], [phát](https://en.wikipedia.org/wiki/Cellular_neural_network#cite_note-76) hiện dị thường trong bản đồ trường tiềm năng cho địa vật lý [97], phát hiện đường băng cho UAV hạ cánh [64], kiểm tra trực quan tự động để phát hiện các khuyết tật sản xuất [98]. Chúng cũng đã được sử dụng để thực hiện trong lĩnh vực y tế như [sinh trắc học](https://en.wikipedia.org/wiki/Biometrics) [99] , [xác](https://en.wikipedia.org/wiki/Fingerprint_recognition) định dòng chảy tế bào hồng cầu bằng phương pháp đo tốc độ hình ảnh hạt [100], phát hiện và phân tích xung cổ tay [101], phân tích các tổn thương trên da [102], phát hiện mặt sóng phân tán trong cấy ghép tim [103].

### Xử lý ảnh dùng mạng nơ ron tế bào

Xử lý hình ảnh bằng mạng nơ ron tế bào (Cellular Neural Networks - CeNNs) là một phương pháp tính toán sử dụng một lưới các tế bào kết nối với nhau để thực hiện các nhiệm vụ xử lý hình ảnh khác nhau [104]. Đặc điểm của xử lý ảnh sử dụng mạng nơ ron tế bào:

Đơn vị xử lý theo từng tế bào: Trong CeNNs, hình ảnh được chia thành một lưới các tế bào. Mỗi tế bào tương ứng với một đơn vị xử lý cục bộ.

Hoạt động của từng tế bào: Mỗi tế bào có đặc trưng được xác định bằng một bộ tham số bao gồm các giá trị ngưỡng, các ma trận điều khiển đầu vào, ma trận phản hồi và đặc trưng hàm tương tác đầu ra. Các bộ tham số này thể hiện việc tế bào tương tác với dữ liệu đầu vào.

Sự kết nối: mỗi tế bào kết nối với các tế bào láng giềng của chúng dựa trên các trọng số liên kết được xác định trước. Các kết nối thực hiện việc trao đổi thông tin và tương tác không gian giữa các tế bào lân cận.

Hình ảnh đầu vào: Hình ảnh đầu vào được chia thành các vùng cục bộ và mỗi tế bào xử lý một vùng cụ thể. Các vùng cục bộ này tương ứng với các trường tiếp nhận của tế bào.

Phép tích chập: Tại mỗi tế bào, phép nhân tích chập giữa vùng cục bộ của hình ảnh đầu vào và các bộ trọng số liên kết của tế bào. Phép nhân tích chập tạo ra một giá trị đầu ra cho biết cách vùng cục bộ được xử lý bởi tế bào.

Quá trình xử lý hình ảnh: CeNNs lặp lại quá trình xử lý trên toàn bộ lưới hình ảnh, cập nhật trạng thái của mỗi tế bào dựa trên phản ứng của nó và các phản ứng của các tế bào lân cận. Quá trình lặp lại được thực hiện sau một số bước hữu hạn cố định hoặc cho đến khi hội tụ.

Lọc không gian: CeNNs thực hiện các phép toán lọc không gian bằng cách điều chỉnh các trọng số của tế bào và các mẫu kết nối. Các phép toán có hiệu quả trong việc làm mờ nhiễu, làm mịn và trích xuất đặc trưng.

Xác định biên ảnh: CeNNs có khả năng làm nổi bật ranh giới của đối tượng và các vùng lân cận trong ảnh. Điều này có tác dụng trong việc xác định biên ảnh khi có sự thay đổi về độ sáng hoặc màu sắc.

Trích xuất đặc trưng: Mạng nơ ron tế bào có khả năng trích xuất các đặc trưng có ý nghĩa, điều quan trọng trong các nhiệm vụ như nhận dạng đối tượng và phân loại.

Trình tự xử lý hình ảnh bằng cách sử dụng nơ ron tế bào: đòi hỏi một loạt các bước để biến đổi và tăng cường hình ảnh. CeNNs là các mạng dựa trên lưới mà xử lý hình ảnh thông qua sự tương tác của các tế bào được kết nối với nhau. Dưới đây là các bước cho xử lý hình ảnh bằng cách sử dụng CeNNs thông thường:



Hình 2.. Trình tự xử lý ảnh thông thường sử dụng mạng nơ ron tế bào

*Bước 1: Xác định cấu trúc CeNNs*

* Xác định kích thước và sắp xếp các tế bào trong CeNNs.
* Quyết định mẫu kết nối giữa các tế bào lân cận (ví dụ: kết nối 4 hoặc 8 trong mạng lưới 2D).

*Bước 2: Khởi tạo*

* Thiết lập giá trị ban đầu cho các tham số của CeNNs, bao gồm các tham số về đặc tính của tế bào và trọng số kết nối giữa các tế bào.
* Các tham số này sẽ xác định phản ứng của CeNNs đối với hình ảnh đầu vào.

*Bước 3: Ảnh đầu vào*

* Đưa ảnh đầu vào cần xử lý bằng mạng nơ ron tế bào

*Bước 4: Tiền xử lý hình ảnh (Tùy chọn)*

Tiền xử lý hình ảnh đầu vào theo cách cần thiết. Các bước tiền xử lý phổ biến bao gồm:

* Chuyển đổi hình ảnh sang màu xám.
* Áp dụng các kỹ thuật giảm nhiễu (ví dụ: làm mờ Gaussian).
* Thay đổi tỷ lệ hoặc kích thước hình ảnh đến kích thước mong muốn.

*Bước 5: Tính toán lặp lại:* Thực hiện xử lý lặp cho từng tế bào trong lưới CeNNs:

* Tính toán phản ứng của mỗi tế bào đối với vùng cục bộ của hình ảnh đầu vào.
* Cập nhật trạng thái của tế bào dựa trên phản ứng của nó và trạng thái của các tế bào lân cận bằng cách sử dụng phương trình vi phân của CeNNs.
* Lặp qua tất cả các tế bào trong lưới cho đến khi hội tụ hoặc trong một số lần lặp được xác định trước.

*Bước 6: Lọc và tương tác*

* CeNNs mặc định tích hợp tương tác không gian khi các tế bào giao tiếp với các tế bào lân cận. Điều này giúp thực hiện các nhiệm vụ xử lý hình ảnh như lọc, phát hiện biên hoặc trích xuất đặc trưng.

*Bước 7: Hậu xử lý (Tùy chọn)*

* Tùy thuộc vào nhiệm vụ xử lý hình ảnh cụ thể, có thể thực hiện các bước sau xử lý để tinh chỉnh thêm hình ảnh đã xử lý. Ví dụ bao gồm ngưỡng hóa, các phép toán hình thái học (ví dụ: dilatation, erosion) hoặc phát hiện biên.

*Bước 8: Điều chỉnh tham số*

* Tinh chỉnh tham số của CNNs, bao gồm tham số đặc trưng của tế bào và trọng số liên kết, để đạt được kết quả xử lý hình ảnh mong muốn.
* Thử nghiệm với các cài đặt tham số khác nhau để tối ưu hóa kết quả cho nhiệm vụ cụ thể.

*Bước 9: Hiển thị hình ảnh đầu ra*

* Hiển thị hình ảnh đã xử lý để quan sát tác động của xử lý hình ảnh dựa trên cấu trúc của CeNNs.
* Hiển thị hình ảnh cuối cùng hoặc bất kỳ kết quả trung gian nào, tùy thuộc vào bài toán cụ thể.

*Bước 10: Đánh giá (Tùy chọn)*

* Đánh giá hiệu suất của phương pháp xử lý hình ảnh bằng các chỉ số phù hợp hoặc đánh giá chất lượng.
* Đối với các bài toán như làm mờ nhiễu hoặc tăng cường, có thể tiến hành so sánh hình ảnh đã xử lý với hình ảnh gốc hoặc hình ảnh có dữ liệu thực tế.

*Bước 11: Lặp và tinh chỉnh*

* Dựa trên kết quả và đánh giá, lặp lại các bước trên và điều chỉnh để cải thiện hiệu suất xử lý hình ảnh.

Tuy nhiên, tùy thuộc vào các ứng dụng cụ thể, việc tiến hành các bước cho các bài toán xử lý ảnh sử dụng CeNNs cũng khác nhau. Hiệu suất của việc xử lý hình ảnh bằng CeNNs phụ thuộc vào thiết kế của mạng, lựa chọn tham số và nhiệm vụ cụ thể thực hiện.

### Thiết kế mạng nơ ron tế bào bậc cao

Trước khi thực hiện thiết kế mạng nơ ron tế bào bậc cao, nghiên cứu sinh cần lựa chọn bài toán xác định biên ảnh cho đối với một bức ảnh ban đầu có kích thước *64x64* với bộ trọng số đã học và cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc hai

Đối với bài toán xử lý ảnh sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc cao, nghiên cứu sinh lựa chọn cấu trúc mạng bậc hai làm đại diện, có các phương trình đặc tính, phương trình trạng thái, các điều kiện rằng buộc thỏa mãn biểu thức (2.1) đến (2.6) tại nội dung 2.2.1 đã trình bày ở trên.

### Thuật toán xác định biên ảnh sử dụng thuật toán PySOCeNNs

Nghiên cứu sinh xây dựng thuật toán nhận dạng mẫu bằng cách điều chỉnh phần mềm ngôn ngữ mở PyCeNNs được công bố trên Github [105]. Thông qua cách bổ sung các ma trận thành phần bậc hai của đầu vào, đầu ra của SOCeNNs, nghiên cứu sinh đã tạo ra thuật toán nhận dạng riêng và được đặt tên PySOCeNNs. Thuật toán này được sử dụng bằng ngôn ngữ Python trên thư viện Colab của Google. Tại đây, nghiên cứu sinh thực hiện việc nhân chập giữa ma trận đầu vào bậc nhất, bậc hai **B1, B21, B22,** ..**, B29** (Kernel hoặc cửa sổ hoặc bộ lọc) có kích thước (*3x3*) với tín hiệu đầu vào bậc nhất và bậc hai có kích thước *MxN*. Tương tự nhân chập giữa ma trận đầu ra phản hồi **A1, A21, A22, .., A29** có kích thước (*3x3)* với tín hiệu đầu ra bậc nhất, bậc hai SOCeNNs có kích thước *M\*N*. Quá trình này được thực hiện cho mỗi tế bào theo luật từ trái qua phải và từ trên xuống dưới cho đến khi hết toàn bộ điểm ảnh đầu vào, đầu ra.

*Input: SOCeNNs mô tả bằng bộ phương trình từ (2.1) đến (2.6), bộ ảnh cần nhận dạng kích thước MxN, bộ ma trận trọng số đã được học theo luật SORPLA.*

*Output:* Xác địnhbiên của đối tượng trong ảnh

*Bước 1:* Khởi tạo SOCeNNs bao gồm:

*Bước 1.1:* Khai báo cấu trúc mạng SOCeNNs

*Bước 1.2:* Cập nhật bộ trọng số xử lý xác định biên ảnh

*Bước 1.3:* Chu kỳ cập nhật dữ liệu và điều kiện dừng thuật toán

*Bước 2*: Đọc ảnh đầu vào cần nhận dạng

*Bước 3*: Xử lý ảnh xác định biên ảnh

*Bước 3.1:* Tính toán thành phần bậc hai của mạng  sau đó tính giá trị của *,* (Hình 2.2)

*Bước 3.2:* Tính toán thành phần bậc hai của mạng  sau đó tính giá trị của *,* (Hình 2.2)*.*

*Bước 3.3:* Tính toán giá trị dựa theo (2.1)

*Bước 3.4:* Tính toán giá trịtheo phương pháp tích phân*,* Tính toán giá trị dựa theo (2.3)

*Bước 3.5:* Sau mỗi chu kỳ τ, quay lại bước 2

*Bước 4:* Kiểm tra điều kiện dừng thuật toán:

Khi Thời gian thực hiện = T (s), chuyển sang bước 5, hiển thị hình ảnh sau quá trình tách biên

Khi Thời gian thực hiện < T(s), quay lại thực hiện bước 2

*Bước 5:* Hiển thị hình ảnh sau quá trình tách biên

*Bước 6*: Dừng thuật toán

*Lưu ý:*

* Đóng góp của luận án là bổ sung các *Bước 3.1; Bước 3.2* nhằm thực hiện việc tính toán các thành phần bậc hai của SOCeNNs

### Kết quả thử nghiệm

Đối với đầu vào của thuật toán PySOCeNNs, nghiên cứu sinh sử dụng các đầu vào như sau:

* 1. Sử dụng cấu trúc mạng SOCeNNs đã trình bày từ biểu thức (2.1) đến (2.6)
  2. 01 ảnh đầu vào có kích thước 256x256 như hình 2.7.a
  3. Ma trận trọng số đã được học, ma trận khởi tạo ban đầu theo mục 2.2.2

Nghiên cứu sinh chia làm các bài toán khác nhau:

1. Sử dụng cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc cao, thực hiện xác định biên ảnh bằng hai bộ trọng số của mạng khác nhau (Hình 2.7)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| Ảnh ban đầu  (a) | Xác định biên với trọng số khởi tạo  (b) | Xác định biên với SORPLA  (c) |

Hình 2.. So sánh kết quả xác định biên ảnh giữa hai bộ trọng số của SOCeNNs

1. Sử dụng so sánh việc xác định biên ảnh của đối tượng giữa hai cấu trúc mạng CeNNs và SOCeNNs với các bộ ma trận tính toán tương ứng.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| a. Ảnh ban đầu | b. Xác định biên sử dụng CeNNs | Xác định biên sử dụng SOCeNNs |

Hình 2.. So sánh kết quả xác định biên ảnh giữa CeNNs và SOCeNNs

Qua các thử nghiệm trên cho thấy đối với ảnh có kích thước 256x256, khi sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai với bộ trọng số tính toán theo SORPLA cho kết quả tốt nhất, hiển thị rõ đường biên của đối tượng. Trong khi đó, đối với ảnh sử dụng ma trận trọng số khởi tạo (Hình 2.7.b) cho kết quả chưa rõ ràng của việc xác định đường biên. Khi sử dụng CeNNs cho việc xác định đối tượng đã cho kết quả biên của đối tượng, tuy nhiên chất lượng đường biên chưa được rõ nhưng cũng mang lại hiệu quả của bài toán.

### Đánh giá và so sánh các kết quả thử nghiệm

Trong quá trình xác định đường biên ảnh, luận án tiến hành thực hiện các phép thử nghiệm nhận dạng với các đối tượng khác nhau và so sánh với nhận dạng của mạng nơ ron tế bào bậc nhất cũng như thử nghiệm các bộ ma trận trọng số khác nhau.

* Với cùng cấu trúc SOCeNNs, mẫu ảnh đầu vào và thời gian lấy mẫu, thì đường bao của đối tượng trong ảnh đầu ra sử dụng tập trọng số đã học cho kết quả rõ ràng. Trường hợp còn lại, đường viền của đối tượng không rõ ràng, đường viền của đối tượng không thực sự chính xác.
* Đối với các ảnh có kích thước lớn, ảnh nhận dạng đầu ra sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai cho đường biên rõ hơn so với mạng nơ ron tế bào bậc nhất.
* Trong quá trình học SOCeNNs, nghiên cứu sinh chỉ thực hiện số mẫu huấn luyện là một nên đối với những hình ảnh phức tạp, có kích thước lớn, việc xác định đường biên ảnh còn chưa thực sự tốt, chưa làm nổi bật nên những đặc điểm cần xác định.

## Kết luận chương 2

Trong chương hai, nghiên cứu sinh đã trình bày một số nội dung chủ yếu như sau:

* Nghiên cứu sinh đã trình bày một cách khái quát về cấu trúc và chứng minh sự ổn định của mạng nơ ron tế bào bậc cao. Từ đó đưa ra phương thức để biến đổi mạng nơ ron tế bào bậc cao thành cấu trúc mạng nơ ron truyền thẳng Perceptron bằng việc đặt một ma trận trọng số tổng **W** bao gồm các trọng số điều khiển đầu vào bậc nhất **B1**, bậc hai **B2**; ma trận phản hồi bậc nhất **A1**, bậc hai **A2** và ma trận ngưỡng **I**.
* Nghiên cứu sinh đã xây dựng luật học SORPLA cho mạng nơ ron tế bào bậc cao (sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai làm đại diện). Luật học đề xuất tính toán đầy đủ các bộ trọng số **A1, A2, B1, B2, I** cho mạng nơ ron tế bào bậc cao.
* Để kiểm nghiệm tính đúng đắn của luật học đề xuất, nghiên cứu sinh đã mô phỏng kết quả của luật học trên MATLAB. Tiếp đến xây dựng một thuật toán xác định đường biên ảnh sử dụng ma trận trọng số được tính toán theo luật học SORPLA áp dụng cho SOCeNNs.

Trong quá trình thực hiện nội dung chương hai, nghiên cứu sinh đã tìm hiểu và nhận thấy chưa có một công bố nào thực hiện việc xác định các bộ trọng số cho mạng nơ ron tế bào bậc cao sử dụng luật học Perceptron hồi quy bậc cao để xác định một cách đầy đủ các bộ trọng số liên kết cho mạng nơ ron tế bào bậc cao. Luật học SORPLA có độ tính toán phức tạp hơn RPLA rất nhiều do ảnh hưởng của các thành phần bậc cao của mạng. Nghiên cứu sinh thực hiện nhiều lần tách biên với các trường hợp khác nhau nhận thấy bộ trọng số tính từ thuật toán Perceptron hồi quy bậc hai có khả năng tách biên chính xác gấp 3 lần so với mạng nơ ron tế bào bậc nhất. Trong nhiều trường hợp, khi sử dụng CeNNs đã được học nhưng không tách được đường biên đối tượng, trong khi đó đối với SOCeNNs việc tách biên đảm bảo tần suất 100%.

Việc bước đầu thử nghiệm xác định đường biên ảnh của mạng nơ ron tế bào bậc cao cho thấy khả năng ứng dụng của mạng. Điều này khẳng định việc phát triển mạng nơ ron tế bào bậc cao và xây dựng luật học SORPLA là hoàn toàn cần thiết và mang lại một hướng đi mới cho công cuộc xử lý ảnh sau này.Tuy nhiên, đối với luật học đề xuất, số lượng mẫu huấn luyện ảnh hưởng nhiều đến kết quả của thuật toán, khi số mẫu nhiều hoặc có độ phức tạp, kích thước lớn, thuật toán có khả năng xác định một bộ ma trận trọng số tối ưu hơn so với mẫu học đơn giản có kích thước nhỏ.

Khi thực hiện chương hai, nghiên cứu sinh đã công bố một số nội dung liên quan. Bài báo [A.2] được đăng trên tạp chí Khoa học và Công nghệ, Đại học Sư phạm Hưng Yên có nội dung về phát triển cấu trúc và chứng minh tính ổn định của mạng nơ ron tế bào bậc cao. Tiếp đến bài báo [A.4] có nội dung phát triển thuật toán Perceptron hồi quy bậc cao áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao được công bố trên tạp chi Đo lường, Điều khiển và Tự động hóa của Hội Tự động hóa ngày nay. Tiếp đến Nghiên cứu sinh có công bố tại tạp chí Khoa học công nghệ, Đại học Thái Nguyên về khả năng xử lý ảnh của mạng nơ ron tế bào bậc cao tại tài liệu [A.5] Các công bố này có thể là những sở cứ đảm bảo tính đúng đắn của việc nghiên cứu mà nghiên cứu sinh đang thực hiện.

# CHƯƠNG 3.

# THUẬT TOÁN LAI GIẢI THUẬT DI TRUYỀN

# VỚI PERCEPTRON HỒI QUY VÀ TÍNH HỘI TỤ

## Đặt vấn đề

Chương hai nghiên cứu sinh đã xây dựng thuật toán SORPLA cho mạng nơ ron tế bào bậc cao. Sự hội tụ của thuật toán SORPLA là một thuộc tính cơ bản đảm bảo khả năng dự đoán, độ tin cậy và độ mạnh mẽ trong quy trình tính toán cũng như tối ưu hóa khác nhau, khiến nó trở thành một khái niệm quan trọng trong thiết kế và phân tích thuật toán. Thuật toán SORPLA đề xuất có thể coi là một trường hợp riêng của luật học hạ gradient nên trong một số trường hợp xảy ra vấn đề tối ưu cục bộ. Vấn đề giải quyết tại chương ba là xây dựng thuật toán đảm bảo việc tối ưu toàn cục cho mạng nơ ron tế bào bậc cao (loại trừ các trường hợp tối ưu cục bộ). Chính vì vậy, ở đây nghiên cứu sinh phát triển thuật toán giải thuật di truyền và thuật toán lai giữa giải thuật di truyền với SORPLA để giải bài toán tối ưu toàn cục cho vấn đề học của mạng nơ ron tế bào bậc cao.

## Tính hội tụ của thuật toán Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao

Từ kết quả chương hai, luận án đã sử dụng luật học Perceptron hồi quy để tìm bộ trọng số **A1, B1, I, A2, B2**. Vấn đề đặt ra là các bộ ma trận trọng số này đã là phương án tối ưu toàn cục cho SOCeNNs chưa? Thực tế đã có một số công bố về việc chứng minh sự hội tụ của luật học Perceptron cho các bài toán phân loại [106], [107]. Hơn nữa, năm 1999, C. GuKzelis đã chứng minh tính hội tụ của luật học RPLA cho CeNNs khi giả định một số điều kiện ban đầu [2]. Tuy nhiên các công bố này chưa được đề cập vấn đề hội tụ của luật học Perceptron cho mạng nơ ron tế bào bậc cao. Phần này nghiên cứu sinh chứng minh tính hội tụ của thuật toán Perceptron cho mạng nơ ron tế bào bậc cao theo một hướng khác, mang tính chất định lượng. Việc chứng minh được tiến hành theo các bước dưới đây:

* Bước 1: Sử dụng thuật toán Widrow-Hoff (hay phương pháp bình phương tối thiểu: LMS) để chứng minh luật học Perceptron là trường hợp riêng của phương pháp LMS khi sử dụng hàm tương tác đầu ra của CeNNs là hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn.
* Bước 2: Sử dụng kết quả tính ổn định của mạng nơ ron tế bào bậc cao tại mục 2.2.1 để khẳng định tín hiệu đầu ra tính toán tại trạng thái ổn định tiệm cận tín hiệu đầu ra mong muốn  tức là , từ đó dẫn tới giá trị cập nhật trọng số của luật học Perceptron tiến đến 0,

*Nhận xét 1: Về sự hội tụ của luật học Perceptron:*

Luật học Perceptron cập nhật trọng số theo biểu thức (1.3) như sau: . Luật học này được phát triển dựa trên phương pháp Thử - Sai – Chỉnh mang tính chất định tính (tức giá trị trọng số cập nhật tỷ lệ thuận với sai lệch giữa đầu ra mong muốn và đầu ra tính toán thực tế, đồng thời tỷ lệ thuận với đầu vào *uj*) mà không xuất phát từ một sở cứ toán học. Tài liệu [107] đã chứng minh sự hội tụ của luật học Perceptron khi bổ sung một số điều kiện giả định. Phần này, nghiên cứu sinh chứng minh sự hội tụ của Perceptron theo một hướng khác. Thuật toán được gọi là hội tụ khi (lý tưởng )tức là , giá trị trọng số của chu kỳ trước xấp xỉ giá trị trọng số của chù kỳ sau.

*Nhận xét 2: Tính hội tụ của luật học Widrow-Hoff:*

Luật học Widrow-Hoff cập nhật giá trị trọng số theo phương pháp hạ Gradient (Gradient Descent):  của viện Công nghệ Massachusetts, Hoa Kỳ. Đây là luật học mang tính định lượng trên cơ sở toán học dựa vào đạo hàm bậc nhất của hàm *E (*dạng parabol như hình 3.1.a*)*. Năm 1982*,* R. Bart đã chứng minh về tính hội tụ của luật học này trên cơ sở sử dụng một số giả định về các điều kiện đầu vào cho mạng [108].

Trong luận án sử dụng đối tượng là mạng nơ ron tế bào có hàm tương tác đầu ra là hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn nên nghiên cứu sinh dùng luật học Widrow-Hoff để suy ra luật học Perceptron trên cơ sở toán học. Từ đó rút ra được quan hệ hai luật học theo định lý 2 như sau:

*Định lý 2: Luật học Perceptron là trường hợp riêng của luật học Widrow -Hoff (1.2) (hay luật học bình phương tối thiểu LMS) khi sử dụng hàm tương tác đầu ra là hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn (hình 3.1.b).*

*Chứng minh:*

Theo [108] và hình 3.1 nhận thấy hàm năng lượng *E(wij)* là hàm bậc hai có dạng parabol nên theo phương pháp Gradient Descent, tốc độ biến thiên của hàm năng lượng *E(wij)* có xu hướng giảm theo dấu âm do đó luật học Widrow-Hoff sẽ hội tụ về điểm cực trị. Tuy nhiên để làm rõ về mặt toán học, nghiên cứu sinh chứng minh sự hội tụ như sau:

Xét luật học Widrow – Hoff như sau:



với : 

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 1. Hàm bình phương tối thiểu | b) Hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn |

Hình 3.1. Hàm bình phương tối thiểu và hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn

Nếu sử dụng hàm tương tác là hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn (hình 3.1.b):



Thì :



Thay (3.3) vào biểu thức (3.1):



Từ biểu thức (3.4) có các trường hợp xảy ra như sau:

1. Khi , so sánh biểu thức (3.10) và (1.3), hàm tương tác đầu ra của mạng Adaline là hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn (Piecewise Linear Saturation Function) thì luật học Perceptron là một trường hợp riêng của luật học Widrow -Hoff .
2. Khi thì  tức là hiển nhiên.

*Định lý 3: Luật học Perceptron hồi quy (RPLA) sử dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất ổn định tại điểm cân bằng đảm bảo hội tụ.*

*Chứng minh:*

Xét CeNN đạt trạng thái ổn định, giá trị trạng thái của mạng được xác định theo biểu thức (1.49) như sau:



Sử dụng luật học LMS cho CeNNs:



Đối với mạng nơ ron tế bào bậc nhất, bộ trọng số  bao gồm 03 ma trận phản hồi **A1,** ma trận đầu vào **B1,** và ngưỡng **I.** Khi đó việc cập nhật trọng số của CeNNs được tính theo từng ma trận.

Với:



1. Xét trọng số phản hồi đầu ra **A1**:



Từ biểu thức (3.5), khi CeNNs đạt trạng thái ổn định:



Thay (3.7) vào biểu thức (3.6) thu được kết quả như sau:



Mạng nơ ron tế bào chuẩn sử dụng hàm tương tác đầu ra là hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn nên sử dụng kết quả tại biểu thức (3.3), biểu thức (3.8) biển đổi như sau:



1. Đối với ma trận trọng số điều khiển đầu vào **B1**, tương tự như ma trận **A1**, thu được kết quả như sau:



1. Tương tự đối với ngưỡng **I**:



Từ ba biểu thức (3.9), (3.10), (3.11), khi CeNNs đạt trạng thái ổn định, giá trị đầu ra tính toán  tiến tới giá trị đầu ra mong muốn tức là  hay nói cách khác:



Khi đó: , bộ trọng số là bộ trọng số cần tìm sau *k* bước. Luật học RPLA đảm bảo hội tụ sau *k* bước.

*Hệ quả: Luật học Perceptron hồi quy bậc cao hội tụ khi mạng nơ ron tế bào bậc cao ổn định.*

*Chứng minh:*

Xét mạng nơ ron tế bào bậc hai tại trạng thái ổn định làm đại diện, sử dụng luật học LMS cho SOCeNNs. Tương tự như đối với CeNNs đã chứng minh ở trên, khi SOCeNNs ổn định, dẫn đến, , . Giá trị trọng số , , , , bộ trọng số của SOCeNNs là bộ trọng số cần tìm sau *k* bước. Luật học SORPLA đảm bảo hội tụ sau *k* bước.

Từ những định lý 1, định lý 2 và hệ quả được chứng minh ở trên, có thể khẳng định luật học Perceptron hồi quy áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất, và bậc cao đều hội tụ. Tuy nhiên do sử dụng luật học LMS nên có khả năng xảy ra sự hội tụ cục bộ của thuật toán. Để hạn chế vấn đề này, nội dung tiếp theo nghiên cứu sinh xây dựng thuật toán lai đảm bảo vấn đề hội tụ toàn cục.

## Thuật toán lai giải thuật di truyền cho mạng nơ ron tế bào bậc hai

Tại nội dung chương 2 cho thấy thuật toán học cho mạng nơ ron tế bào bậc hai sử dụng luật học Perceptron hồi quy (SORPLA) là một vấn đề tối ưu hóa phức tạp và có khả năng xảy ra tối ưu cục bộ. Thuật toán giải thuật di truyền kết hợp với luật học Perceptron có khả năng đưa ra giải pháp phù hợp đảm bảo tối ưu toàn cục [109]. Tại nội dung này, nghiên cứu sinh xây dựng một thuật toán lai GASORPLA để đảm bảo luật học Perceptron hồi quy bậc cao hội tụ toàn cục.

### Giải thuật di truyền

*Giải thuật di truyền (GA) là một thuật toán tối ưu hóa được lấy cảm ứng từ quá trình chọn lọc và tiến hóa tự nhiên.Ở đây, GA được sử dụng để tìm một giải pháp gần đúng cho các bài toán tìm kiếm hay bài toán tối ưu. Tức là từ tập các lời giải ban đầu thông qua nhiều bước tiến hóa hình thành các tập hợp mới với lời giải tốt hơn và cuối cùng sẽ tìm được lời giải gần tối ưu.*

Giải thuật di truyền mô phỏng các hiện tượng tự nhiên: *kế thừa và đấu tranh sinh tồn* để cải tiến lời giải và khảo sát không gian lời giải.

Bản chất GA thuộc lớp các thuật toán xác suất, sử dụng tìm các kết quả gần đúng cho các bài toán tìm kiếm hoặc tối ưu hóa. Giải thuật di truyền là kỹ thuật tối ưu hóa mạnh mẽ và linh hoạt, có khả năng áp dụng cho nhiều vấn đề trong thế giới thực Phương pháp thực hiện của GA là duy trì và xử lý một tập các lời giải (quần thể). Từ đó đưa ra một số giải pháp (NST) tốt cho vấn đề tối ưu hóa phức tạp trong một không gian rộng (Quần thể) có tính chất phi tuyến và thiếu dữ liệu [110]. Siải thuật di truyền có cấu trúc đơn giản tương tự với cấu trúc của các chương trình tiến hóa phổ biến khác. Ưu điểm của giải thuật di truyền [111]:

Khả năng xử lý trong các bài toán phức tạp: GA rất thích hợp cho các bài toán phức tạp, không gian nhiều chiều hay bài toán phi tuyến. Nó có khả năng đưa ra nhiều phương án và xử lý các bài toán có nhiều biến số và điều kiện rằng buộc.

Có khả năng giải quyết các bài toán ngẫu nhiên, hoặc nhiễu: Trong các bài toán có nhiễu hoặc biến thay đổi ngẫu nhiên, GA có khả năng đưa ra các giải pháp phù hợp với những thay đổi của các biến liên quan.

Tối ưu hóa: GA phù hợp cho các bài toán tìm cực trị của hàm toán học, đặc biệt trong các hàm phức tạp. GA tìm kiếm sự tối ưu toàn cục trong các vấn đề tối ưu hóa đa phương thức, có nhiều điểm tối ưu cục bộ. Giải thuật di truyền loại trừ các trường hợp tối ưu cục bộ bằng cách sử dụng một lượng lớn các giá trị dữ liệu của nhiều vùng khác nhau trong miền không gian giải pháp.

Không cần mô hình cụ thể: Giải thuật di truyền không cần yêu cầu mô hình toán học chính xác của đối tượng, hay độ dốc của hàm đặc tính. Chính vì vậy, GA có khả năng giải các bài toán chưa rõ mô hình toán học hay khó xây dựng mô hình toán học.

Đối với các bài toán sử dụng giải thuật di truyền hầu như đều tuân theo một cấu trúc tương tự nhau và chia ra làm một số bước chính như sau [112]:

* *Bước khởi tạo:* Tạo ra một tập các cá thể mẫu ban đầu các giải pháp cho bài toán – nhiễm sắc thể. Mã hóa các nhiễm sắc thể bằng các Gen theo cách mà thuật toán có thể thực hiện. Tùy thuộc nhu cầu của bài toán mà dùng Gen cơ số 2 hay cơ số 10.
* *Bước đánh giá hàm phù hợp*: Sử dụng hàm phù hợp đánh giá mức độ tương quan của mỗi cá thế trong quần thể. Hàm phù hợp xác định cách giải quyết vấn đề của mỗi cá thể, nó phụ thuộc vào từng bài toán cụ thể..
* *Bước chọn lọc*: Chọn các cá thể từ quần ban đầu để tạo thành nhóm cha mẹ. Quá trình chọn lọc thường ưu tiên các cá thể có khả năng thích ứng cao hơn, dựa trên khái niệm chọn lọc tự nhiên.
* *Bước lai tạo*: Ghép các cá thể từ nhóm cha mẹ ban đầu để tạo ra thế hệ tiếp theo. Áp dụng quy tắc lai ghép để trao đổi tính chất di truyền giữa bố mẹ, tạo ra một hoặc nhiều con cái. Mục tiêu của quá trình lai tạo là kết hợp các đặc điểm của cha mẹ để tạo ra một thế hệ tốt hơn.
* Bước đột biến: Đưa ra các thay đổi ngẫu nhiên không thường xuyên đối với thế hệ tiếp theo. Đột biến làm tăng thêm sự đa dạng cho quần thể và tạo ra những cá thể mới có tính đột phá đối với thế hệ tiếp theo. Tỷ lệ đột biến thường thấp để ngăn chặn sự gián đoạn quá mức (Trong một số trường hợp không cần dùng đến bước này trong quá trình thực hiện Giải thuật di truyền)
* Thay thế : Từ các thế hệ con cái mới được tạo ra, tiến hành thay thế quần thể chứa chứa cha mẹ ban đầu bằng quần thế chứa các thế hệ mới. Những cá thể có thành tích tốt nhất có thể được chuyển giao sang thế hệ tiếp theo.
* Kết thúc: Thực hiện quá trình lặp các bước chọn lọc, lai ghép, đột biến và thay thế cho một số thế hệ xác định hoặc cho đến khi đáp ứng điều kiện kết thúc của hàm phù hợp.

Từ những ưu điểm của GA đối với các bài toán tối ưu phức tạp, tối ưu phi tuyến nghiên cứu sinh nhận thấy việc phát triển thuật toán GA cho mạng nơ ron tế bào là hoàn toàn phụ hợp. Để tiến hành xây dựng một thuật toán lai GASORPLA, nghiên cứu sinh sẽ thực hiện theo độ phức tạp từ thấp đến cao của mạng nơ ron tế bào như dưới đây.

### Giải thuật di truyền cho mạng nơ ron tế bào chuẩn

#### Thuật toán GACeNNs

Hiện nay đã có một số hướng nghiên cứu sử dụng Giải thuật di truyền để xác định các bộ trọng số của mạng nơ ron tế bào chuẩn [27], [113], và mạng nơ ron truyền thẳng [114]. Theo công bố của Michele Zamparelli [27], thuật toán giải thuật di truyền được mã hóa sử dụng cho CeNNs hội tụ nhanh hơn và có khả năng giảm kích thước quần thể. Ngoài ra, cách biểu diễn số thực linh hoạt hơn khi không biết trước phạm vi của các tham số tối ưu hóa, như có thể xảy ra với một số tác vụ xử lý ảnh. Các nhiễm sắc thế tốt nhất của thế hệ sau thay thế các nhiễm sắc thể kém nhất của thế hệ hiện tại. Giá trị hàm phù hợp được chia tỷ lệ tuyến tính, tỷ lệ lai tạo, đột biến được tính toán ở mọi thế hệ và phụ thuộc vào một giới hạn nhất định.

Tại nội dung này, với thuật toán giải thuật di truyền, nghiên cứu sinh thực hiện phương pháp học có giám sát với một chuỗi các mẫu huấn luyện tức là cặp mẫu đầu vào và mẫu đầu ra mong muốn nhằm tính ra sai số trung bình. Khi giá trị hàm phù hợp tính toán đủ nhỏ thì kết thúc quá trình huấn luyện và khi đó mạng nơ ron tế bào có thể sử dụng. Cụ thể, nghiên cứu sinh sử dụng giải thuật di truyền để thực hiện quá trình học cho mạng nơ ron tế bào chuẩn do L. Chua. Sử dụng cấu trúc mạng nơ ron và các điều kiện ràng buộc của mạng theo mục 1.1.2.4, với các biểu thức liên quan từ (1.38) đến (1.42), lựa chọn bán kính lân cận *r =1.* Chọn *s* bộ mẫu học , trong đó mỗi mẫu học là 03 ảnh có kích thước (*M\*N*), sai số tối thiểu  *.*Khi đó các ma trận phản hồi đầu ra **A1** thỏa mãn điều kiện rằng buộc (1.40), lựa chọn ma trận điều khiển đầu vào **B1** có tính chất đối xứng tương tự ma trận phản hồi **A1** như sau:



Sử dụng kết quả biến đổi mạng nơ ron tế bào chuẩn sang mạng truyền thẳng [2], và được đề cập tại nội dung 1.1.4 của luận án. Nghiên cứu sinh đặt một ma trận trọng số tổng **W** bao gồm các ma trận **A1, B1, I** của CeNNs như sau:



Trong thuật toán GA, để thuật toán tìm ra bộ trọng số tối ưu, việc xác định giá trị sai số tối thiểu  so sánh với giá trị hàm phù hợp là tương đối khó khăn.

Theo đặc tính của hàm phù hợp và số lượng mẫu học cho mạng, hình 3.2 thể hiện mức độ tương quan giữa hàm phù hợp với các giá trị trọng số **W** đặt trong không gian 2 chiều. Để lựa chọn được miền giá trị chứa phương án tối ưu toàn cục cho thuật toán GA cần tìm giá trị  phù hợp. Thực tế khi chọn , xảy ra một số trường hợp như sau:



Hình 3.2. Đặc tính của hàm năng lượng theo giá trị trọng số

* Trường hợp 1: Khi thì tồn tại 8 nghiệm của , tương ứng với 04 điểm cực trị của hàm nên không xác định được điểm cực trị toàn cục cho thuật toán GA.
* Trường hợp 2: Khi tức tịnh tiến giá trị , tồn tại 4 nghiệm tìm tương ứng 02 điểm cực trị của hàm nên có khả năng xác định được điểm cực trị toàn cục.
* Trường hợp 3: Khi thì tồn tại 2 nghiệm của tương ứng một điểm cực trị toàn cục cho hàm 

Từ đặc tính của hàm *E(w),* việc xác định giá trị  phụ thuộc vào số nghiệm của phương trình đặc tính *.* Chính vì vậy, trong thuật toán giải thuật di truyền cần điều chỉnh giá trị để phương trình có 2 nghiệm.

Từ những phân tích trên, nghiên cứu sinh xây dựng ***Trình tự thực hiện thuật toán GA cho CeNNs chuẩn như sau:***

*Input: Cho*

1. Cấu trúc mạng CeNNs theo nội dung 1.1.2.4
2. Sai số tối thiểu 
3. Chọn bộ ma trận trọng số tổng:



1. Chọn 11 quần thể cha me tương ứng 11 trọng số trong **W,** mỗi quần thể cha mẹ gồm 10 cặp, được lựa chọn ngẫu nhiên trong đoạn [-9,99;+9,99]
2. Chọn tỷ lệ lai tạo cho thuật toán, và phương thức lai tạo

*Output: Bộ ma trận trọng số của CeNNs.*

*Bước 1: Khởi tạo*

Khởi tạo các điều kiện ban đầu của thuật toán theo các dữ liệu đã cung cấp tại Input.

*Bước 2: Đánh giá hàm phù hợp:*



Bước 2.1.: Nếu chuyển sang bước 3

Bước 2.2: Nếu giá trị trọng số thỏa mãn bài toán. Chuyển sang bước 6.

*Bước 3*: Tính giá trị trạng thái  đầu ra tính toán  của CeNNs biểu thức (1.51) và (1.39) tương ứng.

*Bước 4*: Lai tạo

* Tiến hành lai tạo từng quần thể cha mẹ đối với mỗi trọng số của CeNNs, lựa chọn NST tối tư tương ứng với mỗi NST trong ma trận trọng số bằng cách tính hàm phù hợp được tạo ra bởi mỗi NST mới. NST mới nào tạo ra hàm phù hợp nhỏ nhất sẽ được lựa chọn để thay thế vào NST ban đầu của CeNNs. Thực hiện phép lai tạo theo nguyên tắc từ trái qua phải của ma trận **W** tức là từ  đến I.

Bước 4.1: Khi chuyển sang bước 6

Bước 4.2: Khi chuyển sang bước 5

*Bước 5:* Thực hiện phép đột biến cho một số trọng số trong mạng. Quay lại bước 2 để xác định ma trận trọng số cho các vòng tiếp theo.

*Bước 6:* Dừng thuật toán.

Lưu đồ thuật toán của GA cho CeNNs được trình bày tại hình PL.4 trong Phụ Lục 1.

#### Thử nghiệm thuật toán

Nghiên cứu sinh tiến hành thử nghiệm thuật toán GA đối với một bài toán cụ thể như sau:

* Sử dụng một bộ mẫu huấn luyện bao gồm  kích thước theo hình 2.5, do ảnh nhị phân nên các ô đen có giá trị *+1*, các ô trắng có giá trị *-1*, với các ảnh đầu vào , trạng thái ban đầu và đầu ra mong muốn .
* Sử dụng cấu trúc mạng nơ ron tế bào chuẩn của Leon Chua đề xuất theo các biểu thức từ (1.38) đến (1.42);
* Chọn thời gian lấy mẫu , giá trị 
* Chọn bộ ma trận trọng số ban đầu của CeNNs;



Khi đó ma trận tổng **W** của CeNNs biến đổi:



* Lựa chọn ngẫu nhiên bộ NST cha mẹ ban đầu cho 11 NST trong mạng CeNNs, giới hạn giá trị của các bộ NST cha mẹ từ -9,99 đến +9,99.
* Chọn GEN cho bộ NST cần tính toán sử dụng cơ số 10 (0, 1, ..,9)
* Chọn 11 quần thể cha mẹ tương ứng với 11 NST trong ma trận trọng số cần tính toán. Mỗi quần thể cha mẹ bao gồm 5 cá thể.

Trình tự thực hiện thuật toán GA cho CeNNs được tiến hành như sau:

*Bước 1: Tính giá trị hàm phù hợp ban đầu*

Do CeNNs ổn định nên 

Căn cứ bộ mẫu huấn luyện theo hình 3.4, giá trị hàm phù hợp ban đầu:



Cần thực hiện các phép lai tạo, đột biến để tạo ra các thế hệ NST trọng số CeNNs tối ưu.

*Bước 2: Tiến hành lai tạo*

* Thực hiện xác định từng NST trọng số trong ma trận **W** theo nguyên tắc từ trái qua phải (từ *a11*đến I). Mỗi NST sẽ tiến hành độc lập, lựa chọn phù hợp để đưa ra bộ trọng số tối ưu cho SOCeNNs.

Chọn bộ NST cha mẹ ban đầu ngẫu nhiên của *a11* trong khoảng *(-9,99, 9,99)*bao gồm 20 NST như bảng 3.1. Mỗi cặp NST cha mẹ lai tạo sinh ra một nhiễm sắc thể con, nguyên tắc lai 50/50 (tính cả dấu của NST), Kết quả của phép lai như bảng 3.1 dưới đây:

Bảng 3. . Bảng kết quả lai tạo CeNNs

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **NST Cha** | **NST mẹ** | **NST thế hệ tiếp** | **Kí hiệu** | **NST Cha** | **NST mẹ** | **NST thế hệ tiếp** | **Kí hiệu** |
| -5,63 | 5,15 | -5,15 |  | 0,25 | 9,69 | 0,69 |  |
| -5,04 | 2,95 | -5,95 |  | 6,37 | -4,33 | 6,33 |  |
| 2,03 | -5,29 | 2,29 |  | -7,90 | -6,06 | -7,06 |  |
| 5,26 | 5,65 | 5,65 |  | 2,20 | -4,84 | 2,84 |  |
| 2,23 | -2,71 | 2,71 |  | -4,48 | 3,22 | -4,22 |  |
| 0,83 | -7,39 | 0,39 |  | 3,91 | -2,61 | 3,61 |  |
| -9,63 | 8,81 | -9,81 |  | 8,05 | -9,33 | 8,33 |  |
| 3,61 | 8,66 | 3,66 |  | 4,54 | -2,10 | 4,10 |  |
| 0,30 | -3,67 | -0,67 |  | 1,48 | -6,41 | 1,41 |  |
| -2,06 | 0,48 | -2,48 |  | -2,68 | -1,78 | -2,78 |  |

Tính toán các trạng thái, giá trị đầu ra của CeNNs theo biểu thức (3.12) và (2.2) tương ứng. Từ đó tính giá trị của hàm phù hợp tương ứng các bộ NST tính toán. Do bộ mẫu học có kích thước *8x8 (Hình 2.5)*, nên các trạng thái, giá trị đầu ra cần tính toán cũng có kích thước *8x8*. Tuy nhiên nghiên cứu sinh chỉ tính trong một số trường hợp thử nghiệm để minh chứng cho thuật toán đề xuất.

Tương ứng với , xác định giá trị trạng thái, đầu ra tính toán  CeNNs như sau:



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 



Theo biểu thức (2.2): 

Tính giá trị hàm phù hợp: 

Thực hiện tương tự đối với trọng số ,,,, ,,,,,,,, ,,,,,,kết quả tính toán thu được bảng các giá trị như sau:

Bảng 3. . Bảng giá trị hàm phù hợp E(w) của CeNNs

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Giá trị trọng số** | **Giá trị hàm**  **phù hợp *E(w)*** | **Giá trị trọng số** | **Giá trị hàm**  **phù hợp *E(w)*** |
| -5,15 | 44 | 0,69 | 34 |
| -5,95 | 44 | 6,33 | 42 |
| 2,29 | 36 | -7,06 | 56 |
| 5,65 | 40 | 2,84 | 38 |
| 2,71 | 38 | -4,22 | 44 |
| 0,39 | 34 | 3,61 | 38 |
| -9,81 | 56 | 8,33 | 72 |
| 3,66 | 38 | 4,10 | 38 |
| -0,67 | 34 | 1,41 | 34 |
| -2,48 | 40 | -2,78 | 40 |

Nghiên cứu sinh nhận thấy giá trị là giá trị thấp nhất trong bộ giá trị hàm phù hợp, lựa chọn sử dụng giá trị NST  tương ứng với giá trị  thay thế cho giá trị *a11*tại trọng số của ma trận tổng **W.** Khi đó bộ trọng số của ma trận **W** bao gồm  tại vị trí *a11* và các ma trận trọng số ban đầu lựa chọn. Thực hiện tương tự tính giá trị NST của các NST a12 đến I trong **W** để tạo ra một quần thể trọng số ma trận mới. Giá trị bộ trọng số sau khi thực hiện trên 11 NST trọng số của ma trận tổng **W** như sau:



Bộ ma trận trọng số A1, B1, I như sau:



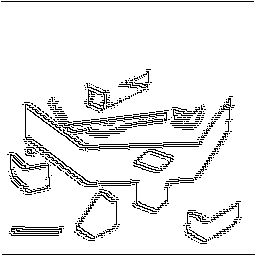
Kết quả tính toán các giá trị NST được nghiên cứu sinh thực hiện trên chương trình phần mềm sử dụng ngôn ngữ Python. Kết quả cuối cùng sau 23 vòng lặp cho kết quả của ma trận trọng số **W** tính toán từ giải thuật di truyền cho sai lệch  như sau:



Khi đó bộ ma trận trọng sô tính toán của CeNNs như sau:



Từ kết quả ma trận trọng số tính toán, nghiên cứu sinh thử nghiệm cho bài toán xác định biên đối tượng trong ảnh:



Hình 3.3. Xác định đường biên đối tượng sử dụng GA cho CeNNs

Theo hình 3.4, bộ trọng số **A1, B1, I** sử dụng thuật toán GA cho mạng CeNNs đã cho kết quả phù hợp với bài toán xác định biên, ở đây là hình ảnh của các vật thể trong ảnh ban đầu có kích thước *256x256*. Mặc dù chỉ sử dụng một bộ mẫu huấn luyện đầu vào, với kích thước mẫu huấn luyện là *(8x8)* điểm ảnh ít nhưng bước đầu cho thấy thuật toán GA có khả năng thực hiện tối ưu cho CeNNs trong việc tính toán bộ trọng số.

### Thuật toán giải thuật di truyền áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao

#### Thuật toán GASOCeNNs

Tương tự như mạng nơ ron tế bào chuẩn, đối với bài toán cụ thể xác định bộ trọng số cho mạng nơ ron tế bào bậc cao, nghiên cứu sinh lựa chọn các đặc tính của bộ trọng số và mạng nơ ron tế bào bậc cao để tạo ra các Gen, Nhiễm sắc thể, quần thể phù hợp. Nội dung chi tiết được trình bày như sau:

*Gen*: Việc lựa chọn Gen cho mạng nơ ron tế bào là bước quan trọng trong quá trình tối ưu hóa việc tính toán các trọng số phục vụ cho bài toán xác định biên ảnh. Tại luận án, nghiên cứu sinh lựa loại gen cơ số 10, , thể hiện các chữ số trong mỗi nhiễm sắc thể. Do việc tính toán các bộ trọng số mạng nơ ron tế bào là quá trình tối ưu hóa liên tục, việc lựa chọn Gen cơ số 10 là hoàn toàn thích hợp. Các gen thập phân này có khả năng dẫn đến sự đa dạng cao hơn trong quần thể. Các gen có giá trị thực có thể biểu thị trọng số và độ lệch của các nơ-ron trong mạng lưới thần kinh

*Nhiễm sắc thể*: Là các toán hạng của ma trận trọng số điều khiển đầu vào **B1**, **B2**, ma trận trọng số phản hồi bậc nhất **A1**, bậc hai **A2**, và ma trận ngưỡng **I**. Nghiên cứu sinh sử dụng ma trận tổng cộng **W** theo biểu thức 2.22. Như vậy ma trận tổng **W** có 101 toán hạng tương ứng với 101 NST cần xác định giá trị.

*Quần thể*: Bao gồm 101 quần thể cha mẹ tương ứng với 101 NST trọng số cần xác định trong ma trận trọng số tổng **W** của SOCeNNs. Từ 101 quần thể cha mẹ này sẽ tạo ra một quần thể bao gồm các NST trọng số tại ma trận trọng số tổng **W**. Việc lựa chọn số lượng NST trong quần thể cha mẹ ban đầu phụ thuộc vào mức độ phức tạp của từng mẫu đầu vào huấn luyện. Giá trị của NST cha mẹ trong đoạn [-99.99;+99,99]

*Hàm phù hợp*: Sử dụng hàm phù hợp (mục tiêu) cho bài toán xác định đường biên của ảnh. Theo từng yêu cầu của bài toán xác định biên ảnh cung cấp bộ số lượng mẫu phù hợp cho việc học của SOCeNNs. Căn cứ nội dung 3.3.2, nghiên cứu sinh lựa chọn giá trị để đảm bảo phương trình  có 2 nghiệm.

*Xác định giá trị trạng thái**, đầu vào bậc hai và đầu ra bậc hai của SOCeNNs:*Giá trị trạng thái  khi SOCeNNs đạt trạng thái ổn định được xác định theo biểu thức (2.24), còn giá trị đầu ra bậc nhất được xác định theo biểu thức (2.2). Từ đó xác định giá trị các thành phần đầu vào, đầu ra bậc hai cho SOCeNNs.

***Thuật toán GASOCeNNs được trình bày cụ thể như sau:***

*Input: Cho*

1. Cấu trúc mạng nơ ron tế bào bậc hai thỏa mãn các biểu thức (2.1) đến (2.4)
2. Giá trị sai lệch 
3. Chọn bộ ma trận tổng **W[0]** ban đầu



1. Chọn 101 quần thể cha me ban đầu, với Gen cơ số 10, mỗi cá thể cha mẹ có 5 Gen (bao gồm cả dấu)
2. Chọn tỷ lệ lai tạo và đột biến

*Output: Bộ trọng số W của SoCeNNs*

*Bước 1: Khởi tạo*

Khởi tạo các điều kiện ban đầu của thuật toán theo các dữ liệu đã cung cấp tại Input.

*Bước 2: Đánh giá hàm phù hợp:*



Bước 2.1.: Nếu chuyển sang bước 3

Bước 2.2: Nếu giá trị trọng số thỏa mãn bài toán. Chuyển sang bước 7.

*Bước 3*: Tính giá trị trạng thái  đầu ra tính toán  của SOCeNNs biểu thức (1.51) và (1.39) tương ứng.

*Bước 4:* Tính các giá trị đầu vào bậc hai , đầu ra bậc hai  của SOCeNNs theo biểu thức (2.5) và (2.6)

*Bước 5*: Lai tạo

* Tiến hành lai tạo từng quần thể cha mẹ đối với mỗi trọng số của CeNNs, lựa chọn NST tối tư tương ứng với mỗi NST trong ma trận trọng số bằng cách tính hàm phù hợp được tạo ra bởi mỗi NST mới. NST mới nào tạo ra hàm phù hợp nhỏ nhất sẽ được lựa chọn để thay thế vào NST ban đầu của SOCeNNs. Thực hiện phép lai tạo theo nguyên tắc từ trái qua phải của ma trận **W** tức là từ  đến I.

Bước 5.1: Khi chuyển sang bước 7

Bước 5.2: Khi chuyển sang bước 6

*Bước 6:* Thực hiện phép đột biến cho một số trọng số trong mạng. Quay lại bước 2 để xác định ma trận trọng số cho các vòng tiếp theo.

*Bước 7:* Dừng thuật toán.

Lưu đồ thuật toán của GA cho SOCeNNs được trình bày tại hình PL.5 trong Phụ Lục 1.

#### Thử nghiệm thuật toán

Để kiểm nghiệm thuật toán GA cho mạng nơ ron tế bào bậc cao (Sử dụng bậc hai làm đại diện), nghiên cứu sinh chọn một bộ mẫu huấn luyện theo hình 2.5 có kích thước (8x8) bao gồm được thể hiện tại nội dung 2.3.2. Cụ thể các dữ liệu ban đầu cho quá trình học sử dụng GA như sau:

* Chọn cấu trúc mạng bậc hai được mô tả theo các biểu thức (2.1) đến (2.5)
* Chọn thời gian lấy mẫu , giá trị 
* Chọn bộ ma trận trọng số ban đầu của CeNNs như sau:



* Khi đó ma trận trọng số tổng áp dụng cho SOCeNNs có 101 toán hạng, tương ứng 101 bộ NST.
* Chọn GEN sử dụng cho các bộ NST có cơ số 10, tức là (0, 1, .., 9)
* Chọn 101 quần thể cha mẹ, mỗi quần thể bao gồm 10 cá thể cha, mẹ để phục vụ quá trình lai tạo. Do mạng SOCeNNs có độ tính toán xác định trọng số phức tạp, lựa chọn các cặp NST cha mẹ cho từng NST thế hệ tiếp theo trong ma trận trọng số trong khoảng [-99,99; +99,99].

Trình tự thực hiện thuật toán GA cho SOCeNNs:

Bước 1: Kiểm tra giá trị hàm phù hợp ban đầu:

Do theo đặc điểm của SOCeNNs ổn định nên 

Giá trị hàm phù hợp ban đầu được xác định dựa theo hình 17:



Tiến hành bước lai tạo các cá thể cha, mẹ ban đầu để xác định giá trị của từng cá thể trọng số của SOCeNNs.

*Bước 1. Lai tạo cá thể cha mẹ lựa chọn các cá thể trọng số tối ưu.*

Nghiên cứu sinh thực hiện xác định các NST trọng số trong ma trận W từ trái qua phải, tức từ NST  đến I. Các NST này được lựa chọn dựa theo [73]. Mỗi NST sẽ tiến hành độc lập, lựa chọn phù hợp để đưa ra bộ trọng số tối ưu cho SOCeNNs.

Để giảm mức độ tính toán, nghiên cứu sinh lựa chọn quần thể cha mẹ bao gồm 3 cặp NST cha mẹ giá trị ngẫu nhiên trong đoạn [-99,99;+99,99], sau mỗi lần lai tạo sinh ra một NST con có giá trị như bảng 3.3

Sử dụng phép lai 60/40 giữa cặpcha me, trong đó tỷ lệ cha chiếm 60%. Kết quả của phép lai như bảng sau:

Bảng 3. . Bảng kết quả lai tạo SOCeNNs

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **NST Cha** | **NST mẹ** | **NST thế hệ tiếp** | **Kí hiệu** | **Giá trị hàm phù hợp** |
| -8,1 | 0,4 | -1,81 |  | 32 |
| 6,69 | -3,68 | 2,14 |  | 32 |
| -6,69 | -4,13 | -9,63 |  | 32 |

Theo bảng 3.3, có ba giá trị hàm phù hợp bằng 32, khi đó nghiên cứu sinh lựa chọn  làm ma trận a11 để chuyển sang tính toán hạng tiếp theo. Việc tính toán giá trị từng nhiễm sắc thể trọng số trong ma trận **W** sẽ phải thực hiện tuần tự, kết thúc vòng tính toán 101 NST cho ma trận W, thực tế khi cập nhật trọng số thứ 5 của ma trận trọng số **B24,** sai lệch đã trở về giá trị tối thiểu để dừng thuật toán, thu được bộ ma trận như sau:







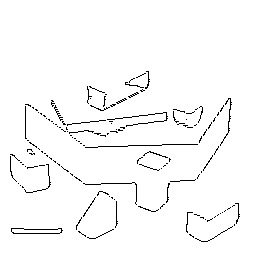








Từ kết quả tính toán bộ ma trận trọng số GASOCeNNs, nghiên cứu sinh thực hiện thử nghiệm bằng cách tách biên đối tượng trong một bức ảnh có kích thước 256x256 bằng thuật toán xây dựng tại mục 2.4.4, kết quả thu được như hình 3.5.



Hình 3.4. Hình ảnh xác định đường biên của đối tượng sử dụng GASOCeNNs

Thuật toán đã bước đầu xác định được đường biên và ranh giới của các đối tượng trong ảnh. Đường biên của đối tượng trong ảnh hiển thị có nét đứt, đã thể hiện hết đặc tính biên của đối tượng trong ảnh. Kết quả này cho thấy GASOCeNNs có khả năng học cho mạng SOCeNNs để sử dụng cho các bài toán xác định đường biên đối tượng.

### Thuật toán lai Giải thuật di truyền và Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao

Khi thực hiện thuật toán SORPLA và Giải thuật di truyền độc lập để xác định bộ trọng số cho SOCeNNs, nghiên cứu sinh nhận thấy:

1. Đối với thuật toán SORPLA, trong quá trình thực hiện còn gặp một số trường hợp không hội tụ toàn cục cho thuật toán. Nguyên nhân ở đây là SORPLA có nguồn gốc từ LMS nên vẫn tồn tại các điểm cực trị cục bộ do đó chưa xác định được điểm hội tụ tối ưu của thuật toán cần tìm.
2. Đối với thuật toán GA, do bản chất của GA là sử dụng phân bố xác suất nên chỉ có thể xác định một miền không gian chứa các giá trị đảm bảo vấn đề hội tụ toàn cục với một emin lựa chọn tương ứng và phù hợp với bộ trọng số SOCNNs.

Như vậy, tại nội dung này, nghiên cứu sinh đề xuất một thuật toán lai giữa GA và SORPLA để đảm bảo vấn đề hội tụ toàn cục trong việc xác định các bộ trọng số cho mạng nơ ron tế bào bậc hai.

#### Thuật toán lai GASORPLA

Thuật toán GASORPLA lựa chọn những ưu điểm của thuật toán GA và SORPLA, trong đó nhiệm vụ của GA là xác định miền giá trị tối ưu đảm bảo sự hội tụ của thuật toán lai; SORPLA có nhiệm vụ xác định giá trị các bộ trọng số cho SOCeNNs để thuật toán xác định được điểm hội tụ toàn cục của thuật toán. Như vậy thuật toán lai GASORPLA có 2 giai đoạn như sau:

Giai đoạn 1: Sử dụng GA tối ưu hóa bộ trọng số ban đầu **A1, A2, B1, B2, I** của mạng nơ ron tế bào bậc 2. Kết quả của giai đoạn một là bộ trọng số tốt nhất tương ứng với cá thể ưu việt trong quần thể trọng số **W** được lựa chọn làm trọng số khởi tạo cho luật học SORPLA. Nó chính là bộ tham số cho phép xác định điểm gần cực tiểu nhất của hàm phù hợp (hàm mục tiêu).

Giai đoạn 2: Sử dụng luật học SORPLA để xác định bộ trọng số **A1, B1, I, A2, B2** cho mạng SOCeNNs.

Lưu đồ thuật toán lai giữa GA và SORPLA được thể hiện tại hình (3.7):

Với sự kết hợp này, thuật toán SORPLA sẽ cần phải thay đổi một số yếu tố:

* Thuật toán SORPLA không tự khởi tạo trọng số mà nhận các trọng số từ GA;
* Triển khai thực hiện thuật toán bằng hai chương trình con, một chương trình thực hiện cho giai đoạn một – Thuật toán GA; chương trình còn lại thực hiện giai đoạn hai – Thuật toán SORPLA (hình PL.6)

*Để thực hiện thuật toán lai GASORPLA cung cấp một số dữ liệu ban đầu như sau:*

* *P* bộ mẫu huấn luyện gồm có mục đích cho bài toán xác định biên ảnh.
* Cấu trúc SOCeNNs bậc hai theo các biểu thức (2.2) đến (2.6)

*Trình tự thực hiện GASORPLA như sau:*

Giai đoạn 1: Sử dụng kết quả tại mục 3.3.3 tạo ra ma trận trọng số khởi tạo cho SORPLA

Giai đoạn 2: Sử dụng kết quả tại mục 2.3.2, thay bộ ma trận trọng số khởi tạo cho SORPLA bằng bộ ma trận được xác định tại giai đoạn 1.

#### Thử nghiệm thuật toán

Để kiểm nghiệm thuật toán lai giữa GA và SORPLA, nghiên cứu sinh thực hiện hai pha theo nội dung 3.3.4.1. Trong đó, pha thứ nhất xác định miền tối ưu toàn cục của thuật toán, từ đó lựa chọn bộ ma trận khởi tạo cho thuật toán SORPLA. Pha thứ hai, sử dụng luật học SORPLA xác định bộ trọng số SOCeNNs đảm bảo vấn đề tối ưu toàn cục. Cụ thể nội dung trình bày như sau:

Pha học thứ nhất: Chọn các điều kiện ban đầu, điều kiện giả định và rằng buộc cho SOCeNNs, sử dụng kết quả tại nội dung 3.3.3 làm ma trận trọng số khởi tạo cho luật học SORPLA. Quá trình thực nghiệm pha học này được tiến hành trên ngôn ngữ Python dựa trên mã nguồn mở trên Github.

Ma trận trọng số sử dụng giải thuật di truyền tại pha học thứ nhất có giá trị theo 3.2.4 như sau: 













Pha học thứ hai: Sử dụng thuật toán SORPLA đã nêu tại nội dung 2.3.2 và bộ mẫu huấn luyện tại pha học thứ nhất xác định bộ trọng số tối ưu toàn cục cho mạng nơ ron tế bào bậc cao. Nghiên cứu sinh kiểm nghiệm thuật toán bằng cách xây dựng chương trình tính toán trên ngôn ngữ Python xác định bộ trọng số tối ưu áp dụng cho bài toán xác định đường biên ảnh.

Khi thay bộ trọng số khởi tạo ban đầu bằng bộ trọng số được học tại pha thứ nhất, sau 21 bước huấn luyện theo luật học Perceptron hồi quy bậc hai, thu được bộ ma trận trọng số tối ưu mới cho SOCeNNs như sau:















Thực hiện xác định biên ảnh sử dụng bộ trọng số cho mạng nơ ron tế bào bậc hai, kết quả bộ ma trận trọng số SOCeNNs của thuật toán lai đưa vào thuật toán xác định biên, hình ảnh biên được thể hiện tại hình dưới đây.

Trường hợp 1: Sử dụng ảnh đầu vào kích thước 256x256 đã được thử nghiệm trước đó tại các thuật toán độc lập GA và SORPLA để tách biên ảnh. Kết quả thu được theo hình 3.5, đường biên đối tượng thể hiện rõ nét, mịn, và không bị đứt quãng.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 1. Ảnh đầu vào cần tách biên | 1. Ảnh biên của đối tượng sử dụng GASORPLA |

Hình 3.5. Hình ảnh đường biên sử dụng GASORPLA

Trường hợp 2: Chọn ảnh đen trắng đầu vào là hình ảnh núi Phú Sỹ - Nhật Bản (Hình 3.6) có kích thước 336x252. Sử dụng kết quả thuật toán GASOCeNNs và GASORPLA cho việc xác định đường biên của ảnh núi Phú Sỹ. Trong đó hình 3.6.b thể hiện kết quả của thuật toán GASOCeNNs, hình 3.6.c là kết quả tách biên của thuật toán lai GASORPLA. Trong trường hợp này, nghiên cứu sinh nhận thấy thuật toán GASORPLA cho kết quả tốt hơn, xác định rõ được đường biên của đối tượng trong ảnh so với thuật toán thuần GASOCeNNs. Cụ thể, Hình 3.6.b còn nhiều điểm chưa rõ ràng, hình ảnh sau quá trình tách biên còn nhiều điểm ảnh không thể hiện đúng tính chất của bức ảnh. Trong khi đó, hình ảnh 3.6.c thấy rõ các đường biên trong ảnh.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| a.Hình ảnh núi phú Sỹ  cần tách biên (336x252) | b.Hình ảnh tách biên  núi Phú Sỹ dùng GASOCeNNs | c.Hình ảnh tách biên núi Phú Sỹ  dùng GASORPLA |

Hình 3.6. Hình ảnh đường biên núi Phú Sỹ - Nhật Bản

Như vậy, từ những kết quả tách biên thu được sử dụng ma trận trọng số là kết quả của thuật toán lai GASORPLA, nghiên cứu sinh rút ra một số nhận xét như sau:

* Thuật toán GASORPLA, GASOCeNNs, GACeNNs, và SORPLA đều tính toán được bộ giá trị ma trận trọng số để thực hiện cho bài toán xác định đường biên ảnh. Đối với những bức ảnh đơn giản, kích thước nhỏ thì các thuật toán đều cho kết quả tương đồng trong việc xác định biên ảnh. Tuy nhiên đối với ảnh có độ phức tạp, kích thước lớn thì GASORPLA cho thấy sự ưu việt hơn.
* Trong quá trình học, số lượng tính toán của thuật toán GACeNNs và GASOCeNNs mang tính chất chọn lọc ngẫu nhiên nên có khả năng đưa ra nhiều bộ trọng số khác nhau đối với cùng một bộ mẫu huấn luyện.

Trong nội dung luận án, nghiên cứu sinh mới dùng một bộ mẫu cho mỗi quá trình học của SOCeNNs, nghiên cứu sinh nhận thấy khi kích thước ảnh của mẫu phù hợp cho các ảnh 10x10 hoặc 8x8, còn đối với ảnh có kích thước lớn hơn vẫn xảy ra tình trạng tràn dữ liệu trong quá trình tính toán. Điều này nghiên cứu sinh sẽ thực hiện tìm hiểu thêm vào thời gian sau.

## Đánh giá và so sánh các thuật toán đề xuất

Nghiên cứu sinh đã tiến hành thử nghiệm các trường hợp khác nhau và trình bày tại các nội dung liên quan bao gồm thuật toán SORPLA, GACeNNs, GASOCeNNs, GASORPLA được áp dụng cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất, bậc hai tương ứng. Để thống nhất, khi học cho đều sử dụng một bộ mẫu đầu vào như hình 2.5, có kích thước 8x8, phục vụ việc xác định đường biên ảnh. Từ những bộ ma trận tính toán từ các thuật toán nêu trên, thực hiện kiểm nghiệm kết quả bằng cách xác định đường biên ảnh của các bài toán khác nhau về kích thước và độ phức tạp.

Nghiên cứu sinh thực hiện quá trình thử nghiệm này trên máy tính cá nhân Dell Precision 7560 (Window 10 Pro, Chip: I7 11850H, SSD 1TB, RAM 64GB, Card: NVIDIA T1200) bằng ngôn ngữ Python 3.12.0 (phiên bản phần mềm mới nhất hiện nay), sử dụng các thư viện hỗ trợ cho quá trình tính toán giải phương trình vi phân xác định giá trị trạng thái của mạng, các thư viện hỗ trợ: numPy – xử lý mảng đa chiều, Scipy – các công cụ toán học trên Python, Pillow – Thư viện xử lý hình ảnh và trình dịch tăng tốc độ tính toán trên Python: Numba. Từ những kết quả bước đầu thử nghiệm trên, nghiên cứu sinh lập một bảng so sánh kết quả như sau:

Bảng 3. . Bảng kết quả thử nghiệm các thuật toán

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **TT** | **Tên thuật toán** | **Độ phức tạp của thuật toán** | **Thời gian tính toán** | **Kết quả xác định đường biên ảnh** |
| 1 | SORPLA | *O(n^4)* | ~ 30 phút | Biên đối tượng còn xảy ra 1 số trường hợp đứt quãng, không mịn |
| 2 | GACeNNs | *O(n^2)* | ≤ 5s | Chấp nhận được nhưng tỷ lệ bộ trọng số có khả năng tách biên chỉ khoảng 30% |
| 3 | GASOCeNNs | *O(n^2)* | ≤ 30s | Luôn xác định được bộ trọng số phục vụ cho bài toán tách biên, vẫn còn một số trường hợp biên bị đứt quãng. |
| 4 | GASORPLA | *O(n^4)* | ~35 phút | Hình ảnh biên đối tượng rõ ràng, đường nét mịn, không đứt quãng |

Thực tế trong quá trình học và thử nghiệm ma trận tính toán để xác định đường biên đối tượng, nghiên cứu sinh nhận thấy một số vấn đề như sau:

* Ma trận trọng số tính toán từ các thuật toán SORPLA, GASOCeNNs, GASORPLA đều cho kết quả xác định biên, kết quả có khả năng sử dụng tách biên lên đến 90%. Trong khi đó, đối với ma trận tính toán của GACeNNs chỉ khoảng 30% các bộ trọng số có thể dùng tách biên ảnh (256x256).
* Thời gian học có sử dụng thuật toán SORPLA thực hiện lâu hơn so với giái thuật di truyền do độ phức tạp trong quá trình tính toán.

## Kết luận chương 3

Tại chương ba, nghiên cứu sinh đã thực hiện một số nội dung như sau:

* Chứng minh luật học Perceptron cũng chỉ là một trường hợp riêng của Widrow – Hoff. Thực tế luật học Widrow – Hoff (LMS) chỉ đảm bảo hội tụ trong một số trường hợp đặc biệt. Chính vì vậy, bằng cách sử dụng các định lý về sự ổn định của Lyapunov, nghiên cứu sinh chứng minh luật học SORPLA đảm bảo hội tụ. Tuy nhiên bản chất của luật học LMS là hội tụ cục bộ về một điểm cực trị, nên chưa đảm bảo trong quá trình xác định các bộ trọng số **A, B, I** cho SOCeNNs là tối ưu toàn cục.
* Xây dựng thuật toán Giải thuật di truyền để học cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất, bậc hai.
* Để đảm bảo cho sự hội tụ toàn cục cho vấn đề học của mạng nơ ron tế bào bậc cao, nghiên cứu sinh cũng đã đề xuất xây dựng một thuật toán lai GA kết hợp SORPLA để tìm ra bộ trọng số tối ưu toàn cục trong việc xác định các bộ trọng số cho SOCeNNs.
* Nội dung cuối cùng của chương ba, nghiên cứu sinh tiến hành kiểm nghiệm thuật toán bằng cách chi tiết hóa thuật toán, xây dựng chương trình trên máy tính sử dụng ngỗn ngữ Python để xác định giá trị các bộ trọng số của CeNNs, SOCeNNs. Sử dụng kết quả các ma trận trọng số thực hiện xác định biên ảnh của đối tương trong các trường hợp khác nhau để làm rõ ưu điểm và nhược điểm của từng phương pháp.

Khi thực hiện chương ba, nghiên cứu sinh nhận thấy luật học Perceptron chỉ là một trường hợp riêng của luật học LMS. Luật học LMS chỉ đảm bảo cho vấn đề hội tụ cục bộ của thuật toán. Trong khi đó, thuật toán giải thuật di truyền dựa vào phân bố xác suất và chọn lọc tự nhiên nên rất thuận tiện trong quá trình xác định miền hội tụ toàn cục cho mạng nơ ron tế bào bậc nhất, bậc cao. Vì vậy, thuật toán lai kết hợp giải thuật di truyền với SORPLA sẽ đảm bảo xác định điểm hội tụ toàn cục cho vấn đề học của mạng nơ ron tế bào bậc cao.



# KẾT LUẬN

* + - 1. **Kết luận**

Luận án đã phát triển luật học cho mạng nơ ron tế bào bậc cao. Việc phát triển luật học mạng nơ ron tế bào bậc cao đã hoàn thiện việc tính toán đầy đủ các trọng số của mạng nơ ron tế bào bậc cao mà ở đây luận án dùng mạng nơ ron tế bào bậc hai làm đại diện. Từ kết quả đó, luận án đưa ra có khả năng ứng dụng đối với các bài toán xử lý ảnh, đặc biệt là các bài toán xử lý ảnh cục bộ trong việc trích lục các chi tiết nhỏ, đường nét đòi hỏi có tính chính xác cao. Đóng góp của luận án bao gồm:

Đóng góp thứ nhất: Phát triển luật học Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc cao (sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai làm đại diện).

Đóng góp thứ hai: Xây dựng luật học lai giữa GA và SORPLA để đảm bảo tính chất hội tụ toàn cục cho các luật học phát triển.

Đóng góp thứ ba: Chứng minh luật học Perceptron là một trường hợp riêng của luật học Widrow- Hoff khi sử dụng hàm tương tác đầu ra là hàm bão hòa tuyến tính từng đoạn. Từ đó chứng minh tính hội tụ của luật học Perceptron khi sử dụng cho mạng nơ ron tế bào.

Đóng góp thứ tư: Phát triển thuật toán xác định biên ảnh sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc hai và nêu một vài khả năng phát triển trên cơ sở phần cứng FPGA.

* + - 1. **Hướng nghiên cứu tiếp theo**

Sau khi hoàn thiện luận án, một số hướng nghiên cứu có khả năng phát triển trong thời gian tiếp theo:

Phát triển xử lý ảnh cho các bài toán ứng dụng cụ thể đòi hỏi tốc độ cao.

Phát triển phần cứng tích hợp nhằm ứng dụng trong thực tế cho bài toán xử lý ảnh thông minh, camera thông minh tích hợp xử lý ảnh trên các mạch xử lý như FPGA, ASICS.

Sử dụng mạng nơ ron tế bào bậc cao để mô hình hóa cho các hệ động học phi tuyến.

# DANH MỤC CÁC CÔNG BỐ CỦA LUẬN ÁN

A.1. Nguyen Quang Hoan, Nguyen Tai Tuyen, Duong Duc Anh, (2020) “Kiến trúc và Ổn định của mạng nơ ron tế bào bậc hai”, *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Đại học Sư phạm Kỹ thuật Hưng Yên,* pp. 91-97, Volume-27, Issue-9.

A.2. Dương Đức Anh, Nguyễn Tài Tuyên, Nguyễn Thanh Tùng, Nguyễn Quang Hoan (2022) “Luật học Perceptron cải tiến và khả năng ứng dụng trong mạng nơ ron tế bào”, *Tạp chí Khoa học Đại học Hạ Long*, pp. 78-83, Volume-2, Issue-6.

A.3. Dương Đức Anh, Nguyễn Quang Hoan, Nguyễn Tài Tuyên, Lai Thị Vân Quyên, Hoàng Tuấn Đạt (2022) “Phát triển thuật toán Perceptron hồi quy cho mạng nơ ron tế bào bậc hai”, Tạp chí Đo lường, Điều khiển và Tự động hóa, Volume-3, Issue -3.

A.4. Nguyễn Tài Tuyên, Dương Đức Anh, Nguyễn Quang Hoan (2022), “Bộ nhớ liên kết sử dụng mạng nơ ron tế bào tương tác bậc hai”, *Tạp chí Khoa học Công nghệ Thông tin và Truyền thông*, pp.116-121, Volume-1, Issue-4

A.5. Dương Đức Anh, Nguyễn Quang Hoan, Nguyễn Hồng Vũ, Nguyễn Tài Tuyên, Nguyễn Quang Trí (2023), “Phát triển luật học dùng cho mạng nơ ron tế bào bậc cao và Khả năng Ứng dụng trong xử lý Ảnh”, *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Đại học Thái Nguyên*, pp 172-180, Volume - 228, Issue -7

A.6. Bùi Tiến Chiến, Nguyễn Kim Quế, Dương Đức Anh, Vũ Thị Thêm, Nguyễn Quang Hoan, “Nhận dạng ảnh mặt người sử dụng Mạng nơ ron liên kết hai chiều”*, Tạp chí Khoa học và Công nghệ Năng lượng-Trường đại học Điện Lực, (đã chấp nhận đăng) .*

A.7. Duc Anh Duong, Duy Tuan Pham, Quang Hoan Nguyen, Hong Vu Nguyen, Quang Tri Nguyen, Tai Nguyen Nguyen, “Developing a Hybrid Algorithm GA and RPLA for High-Order Cellular Neural Networks”, *Engineering, Technology & Applied Science Research, Q2 (đang hoàn thiện)*

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | L. Chua, L. Yang, "Cellular Neural Networks: Theory," *IEEE Transactions on Circuits and Systems,* vol. 35, no. 10, pp. 1257-1272, 1988. |
| [2] | C. GuK zelis, S. Karamamut, I0 . Genc, "A Recurrent Perceptron Learning Algorithm for Cellular Neural Networks," *ARI - An International Journal for Physical and Engineering Sciences,* vol. 51, no. 1998, pp. 296-309, 1999. |
| [3] | M. Hänggi, G. S. Moschytz, Cellular Neural Networks, Zurich, Switzerland: Springer, 2000. |
| [4] | J. Misra, I. Saha , "Artificial Neural Networks in Hardware: A survey of Two Decades of Progress," *Neurocomputing,* vol. 74, no. 1-3, pp. 239-255, 2010. |
| [5] | L. Chin-Teng, Neural Fuzzy Control Systems with Structure and Parameter Learning, Singapore,: World Scientific Publishing Company, 1994. |
| [6] | H.W. Chase, P. Kumar, S. B. Eickhoff, A. Y. Dombrovski , "Reinforcement Learning Models and Their Neural Correlates: An Activation Likelihood Estimation Meta-analysis," *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience volume ,* vol. 15, no. 2015, pp. 435-459, 2015. |
| [7] | S. Gallant, "Perceptron-Based Learning Algorithms," *IEEE Transactions on Neural Networks,* vol. 1, no. 2, pp. 179 - 191, 1990. |
| [8] | B.Widrow, "An Adaptive "ADALINE" Neuron Using Chemical "Memistors"," Stanford University, California, 1960. |
| [9] | B. Widrow, L.A. Michael, "30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation," *IEEE,* vol. 78, no. 9, p. 1415–1442, 1990. |
| [10] | H.B.Jethva, "A Review on Back Propagation Algorithms for Feedforward," *Global Research Analysis,* vol. 2, no. 1, pp. 73-75, 2013. |
| [11] | S. Yeh, H. Stark, "A New Learning Rule for Multilayer Neural Net," in *1992 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Chicago, IL, USA, 1992. |
| [12] | M. Sedláček, F. Dohnal, "Proposal of Optimization of Depth Values in Wet Gap CrProposal of Optimization of Depth Values in Wet Gap Crossing Military Operations," in *Advances in Military Technology* , Czech Republic, 2021. |
| [13] | J.J. Hopfield, "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities," *National Academy of Sciences,* vol. 79, no. 8, p. 2554–2558, 1982. |
| [14] | C. Wang, K. Hung, "High-Order Hopfield-Based Neural Network for Nonlinear System Identification," in *IEEE*, San Antonio, USA, 2009. |
| [15] | R. Rojas, Neural Networks, Berlin: Springer-Verlag, 1996, pp. 337-370. |
| [16] | N. Q. Hoan, "Ổn định mạng nơron Hopfield bậc cao và khả năng ứng dụng trong điều khiển Rôbốt," Luận án Tiến Sỹ, Viện Công nghệ Thông Tin, Hà Nội, 1996. |
| [17] | B. Kosko, "Bidirectional Associative Memories," *Transactions on Systems,* vol. 18, no. 1, pp. 49-60, 1988. |
| [18] | C. S. Leung, L. W. Chan, E.M.K. Lai, "Stability and Statistical Properties of Second-Order Bidirectional Associative Memory," *IEEE Transactions on Neural Networks,* vol. 8, no. 2, pp. 267 - 277, 1997. |
| [19] | K.S. Chiu, T. Li, "New Stability Results for Bidirectional Associative Memory Neural Networks Model Involving Generalized Piecewise Constant Delay," *Mathematics and Computers in Simulation,* vol. 194, pp. 719-743, 2022. |
| [20] | D. Liang, J. Zhang, S. Jiang, X. Zhang, J. Wu, Q. Sun, "Mobile Traffic Prediction Based on Densely Connected CNN for Cellular Networks in Highway Scenarios," in *11th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, Xi'an, China, 2019. |
| [21] | L.O. Chua, L. Yang, "Cellular Neural Networks: Applications," *IEEE Transactions on Circuits and Systems,* vol. 35, pp. 1273-1290, 1988. |
| [22] | X. Li, "Existence and Exponential Stability of Solutions for Stochastic Cellular Neural Networks with Piecewise Constant Argument," *Applied Mathematics,* vol. 2014, pp. 1-11, 2014. |
| [23] | C. Jinde, "Stability in Cellular Neural Networks with Delays," in *IFAC*, Beijing, China, 1999. |
| [24] | A. Slavova, Cellular Neural Networks: Dynamics and Modelling, Sofia, Bulgaria: Kluwer Academi, 2003. |
| [25] | S. Pudov, "Learning of Cellular Neural Networks," *Future Generation Computer Systems,* vol. 17, no. 6, pp. 689-697, 2001. |
| [26] | C. GuKzelis; S. Karamahmut, "Recurrent Perceptron Learning Algorithm for Completely Stable Cellular Neural Networks," in *The Third IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications*, Rome, Italy, 1994. |
| [27] | M. Zamparelli, "Genetically Trained Cellular Neural Networks," *Neural Networks,* vol. 10, no. 6, pp. 1143-1151, 1997. |
| [28] | F. Rosenblatt, Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms, Italy: Spartan, 1962. |
| [29] | L. Alzubaidi, J. Zhang, A.J. Humaidi, A. Al-Dujaili, Y. Duan, O. Al-Shamma, J. Santamaría, M. A. Fadhel, M. Al-Amidie, L. Farhan , "Review of Deep learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Directions," *Journal of Big Data,* vol. 8, no. 53, pp. 1-74, 2021. |
| [30] | S.Pouyanfar, S.Sadiq and Y.Yan, H.Tian, Y.Tao, M.P.Reyes, M.L.Shyu, S.C.Chen and S. S. Iyengar, "A Survey on Deep Learning: Algorithms, Techniques, and Aplication," *ACM Computing Surveys,* vol. 51, no. 5, pp. 50-62, 2018. |
| [31] | A. Horváth, M. Hillmer, Q. Lou, X. S. Hu; M. Niemier, "Cellular Neural Network Friendly Convolutional Neural Networks — CNNs with CNNs," in *Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition*, Lausanne, Switzerland, 2017. |
| [32] | S. Cong, Y. Zhou , "A Review of Convolutional Neural Network Architectures and Their Optimizations," *Artificial Intelligence Review ,* vol. 56, no. 3, pp. 1905-1969, 2023. |
| [33] | Z. Hao, "Deep Learning Review and Discussion of Its Future," in *International Joint Conference on Metallurgical and Materials Engineering* , Wellington, New Zealand, 2019. |
| [34] | G. Manganaro, "Another Look at Cellular Neural Networks," in *International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications (CNNA)*, Catania, Italy, 2021. |
| [35] | J.C. Ban, C.H. Chang, "On the Structure of Multi-Layer Cellular Neural Networks: Complexity between Two Layers," *Dynamical Systems,* pp. 1-39, 3 October 2015. |
| [36] | J.C. Ban, C.H. Chang, "The Layer Effect on Multi-Layer Cellular Neural Networks," *Applied Mathematics Letters,* vol. 26, no. 7, pp. 706-709, 2013. |
| [37] | Y. Yu, H. Tang, X. Feng, X. Wang, H. Huang, "Design of multilayer Cellular Neural Network Based on Memristor Crossbar and its Application to Edge Detection," *Journal of Systems Engineering and Electronics ,* vol. 34, no. 3, pp. 641 - 649, 2022. |
| [38] | Y. Yongbin, T. Haowen, F. Xiao, W. Xiangxiang, H. Hang, "Design of Multilayer Cellular Neural Network Based on Memristor Crossbar and its Application to Edge Detection," *Journal of Systems Engineering and Electronics,* vol. 34, no. 3, pp. 641-649, 2023. |
| [39] | Z. Yi, K.K. Tan, "Multistability of Discrete-time Recurrent Neural Networks with Unsaturating Piecewise-linear Activation Functions," *IEEE Transactions on Neural Networks,* vol. 15, no. 2, pp. 329-336, 2004. |
| [40] | X. Li, "Analysis of Complete Stability for Discrete-Time Cellular Neural Networks with Piecewise Linear Output Functions," *Neural Computation,* vol. 21, no. 5, pp. 1434-1458, 2009. |
| [41] | Z. Bai, T. Yang, "Spreading Speeds of Cellular Neural Networks Model with Time Delay," *Chaos, Solitons & Fractals,* vol. 160, no. 7, pp. 1-8, 2022. |
| [42] | A. Arbi, J. Cao, M. Es-saiydy, M. Zarhouni, M. Zitane, "Dynamics of Delayed Cellular Neural Networks in the Stepanov Pseudo Almost Automorphic Space," *Discrete and Continuous Dynamical Systems - Series S,* vol. 15, no. 11, pp. 3097-3109, 2022. |
| [43] | H. Gu, H. Jiang, Z. Teng, "On the Dynamics in High-Order Cellular Neural Networks with Time-Varying Delays," *Differential Equations and Dynamical Systems ,* vol. 19, no. 1, pp. 119-132, 2011. |
| [44] | X. Guo, C. Huang, Z. Yang, J. Zhang, J. Cao, "Stability Analysis of High-order Proportional Delayed Cellular Neural Networks with D Operators," *International Journal of Control, Automation and Systems,* vol. 20, no. 2, pp. 660-668, 2022. |
| [45] | C. Huang, R. Sua, J. Cao, S. Xiao, "Asymptotically Stable High-order Neutral Cellular Neural Networks with Proportional Delays and D Operators," *Mathematics and Computers in Simulation,* vol. 171, no. 1, pp. 127-135, 2020. |
| [46] | S. Xu, M. Tan, H. Liao, "Delays, Convergence Behavior of High-order Fuzzy Cellular Neural Networks with Time-varying," in *25th Chinese Control and Decision Conference*, Guiyang, China, 2013. |
| [47] | M. Tana, S. Xua, Z. Li, "Dynamics of High-order Fuzzy Cellular Neural Networks with Time-varying Delays," *International Journal of Computational Intelligence Systems,* vol. 8, no. 2, pp. 381-394, 2015. |
| [48] | A. Kumar, S. Das, V. K. Yadav, Rajeev, J. Cao, C. Huang, "Synchronizations of Fuzzy Cellular Neural Networks with Proportional Time-Delay," *AIMS Mathematics,* vol. 6, no. 10, pp. 10620-10641, 2021. |
| [49] | R. Yazgan, C. Tun, "On the almost Periodic Solutions of Fuzzy Cellular Neural Networks of High-Order with Multiple Time Lags," *International Journal of Mathematics and Computer Science,* vol. 15, no. 1, pp. 183-198, 2020. |
| [50] | Z. Aiping, "Pseudo almost Periodic High-order Cellular Neural Networks with Complex Deviating Arguments," *International Journal of Machine Learning and Cybernetics,* vol. 10, no. 3, pp. 301-309, 2017. |
| [51] | D. Aydogan, "Training of Cellular Neural Networks and Application to Geophysics," *İstanbul Yerbilimleri Dergisi,* vol. 1, no. 26, pp. 53-64, 2013. |
| [52] | A.J. Schuler, P. Nachbar, J.A. Nossek, L.O. Chua, "Learning State Space Trajectories in Cellular Neural Networks," in *The Second International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Munich, Germany, 1992. |
| [53] | P. FJ, "Generalization of Backpropagation to Recurrent and Higher Order Neural Networks," in *Neural Information Processing Systems*, New York, USA, 1988. |
| [54] | B.Luitel, G.K. Venayagamoorthy, "Decentralized Asynchronous Learning in Cellular Neural Networks," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,* vol. 23, no. 11, pp. 1755-1766, 2012. |
| [55] | B. Mirzai, Z. Cheng, G.S. Moschytz, "Learning Algorithms For Cellular Neural Networks," in *IEEE International Symposium on Circuits and Systems* , Monterey, CA, USA, 1998. |
| [56] | J.C. Ban, C.H. Chang, "The Learning Problem of Multi-layer Neural Networks," *Neural Networks,* vol. 46, pp. 116-123, 2013. |
| [57] | J. Mueller, S. Walz, R. Tetzlaff, "Learning Deep CNN Structures," in *15th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Dresden, Germany, 2016. |
| [58] | P. Mazumder, Y. Yilmaz, I. Ebong, W.H. Lee, "Memristor-Based Cellular Nonlinear/Neural Network: Design, Analysis, and Applications," in *Neuromorphic Circuits for Nanoscale Devices*, Gistrup, River Publishers, 2018, pp. 275-302. |
| [59] | M.I.B Mohd Idrus, Y. Kato, Y. Uwate, Y. Nishio, "Image Processing by Three-layer Cellular Neural Networks with a New Layer Arrangement," in *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, Beijing, China, 2013. |
| [60] | F. A. Machot, M. Ali, A. H. Mosa, C. Schwarzlmüller, M. Gutmann, K. Kyamakya , "Real-time Raindrop Detection Based on Cellular Neural Networks for ADAS," *Journal of Real-Time Image Processing,* vol. 16, pp. 931-946, 2016. |
| [61] | S. Husain, M. Imran, A. Ahmad, Y. Ahmad, K. Elahi, "A Study of Cellular Neural Networks with Vertex-Edge Topological Descriptors," *Computers, Materials & Continua,* vol. 70, no. 2, pp. 3433-3447, 2022. |
| [62] | P.A. Adhikari,H. Kim, C. Yang, L.O. Chua, "Building Cellular Neural Network Templates with a Hardware Friendly Learning Algorithm," *Neurocomputing,* vol. 312, no. 10, pp. 276-284, 2018. |
| [63] | E. Köse, M.E. Yalçın, "Emulating CNN with Template Learning on FPGA," in *European Conference on Circuit Theory and Design*, Catania, Italy, 2017. |
| [64] | A. Hiba, T. Zsedrovits, O. Heri, A. Zarandy, "Runway Detection for UAV Landing System," in *16th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Budapest, Hungary, 2018. |
| [65] | T. Roska, L.O. Chua, "The CNN Universal Machine: an Analogic Array Computer," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing,* vol. 40, no. 3, pp. 163-173, 1993. |
| [66] | T. Roska, D. Balya, A. Lazar, K. Karacs, R. Wagner, M. Szuhaj, "System Aspects of a Bionic Eyeglass," in *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Kos, Greece, 2006. |
| [67] | N.Q, Hoan, "Mở rộng cấu trúc và hàm Lyapunov cho mạng nơ ron Hopfield," *Tạp chí Tin học và Điều khiển,* vol. 12, no. 4, pp. 45-55, 1996. |
| [68] | P. H. Đ. Dục, "Nghiên cứu ứng dụng mạng nơron trong điều khiển thích nghi hệ thống có thông số biến thiên," Luận án Tiến Sỹ, Đại học Bách Khoa Hà Nội, Hà Nội, 1999. |
| [69] | P. T. Cát, "Hợp tác nghiên cứu phát triển các hệ thống xử lý ảnh nhanh trên cơ sở áp dụng công nghệ mạng nơ ron phi tuyến tế bào," Đề tài cấp Nhà nước, Viện Khoa học và Công nghệ Việt Nam, Hà Nội, 2007. |
| [70] | P. Đ. Long, "Phát triển một số thuật toán xử lý ảnh sử dụng mạng nơ ron tế bào," Luận án Tiến Sỹ, Viện Công nghệ Thông tin, Hà Nội, 2012. |
| [71] | N. T. Tuyen, "Phát triển mạng Nơ ron tế bào đa tương tác và khả năng ứng dụng," Luận án Tiến sỹ Kỹ thuật, Viện nghiên cứu Điện tử, Tin học, Tự động hóa, Hà Nội, 2022. |
| [72] | J. Nossek, "Design and Learning with Cellular Neural Networks +," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Rome, Italy, 1996. |
| [73] | K. Karacs, Gy. Cserey, Á. Zarándy, P. Szolgay, Cs. Rekeczky, L. Kék, V. Szabó,G. Pazienza, M. Marczell, G. Quintz, T. Roska, Software Library for Cellular Wave Computing Engines, Budapest, Hungary: Cellular Sensory Wave Computers Laboratory, Hungarian Academy of Sciences (MTA SZTAKI) and the Jedlik Laboratories of the Pázmány University, 2014. |
| [74] | "Wikipedia," [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Cellular\_neural\_network#Applications. [Accessed 10 06 2023]. |
| [75] | in *Review of Cellular Nonlinear Networks and their Applications*, Taiwan, National Chiao Tung University, 2003, pp. 19-53. |
| [76] | W. Li, L. Min, "Analysis and Robust Design for Illusion CNNs," in *IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control*, Sanya, China, 2008. |
| [77] | G. Li, Z. Zhao, D. Chen, Z. Ye, "Design for Robustness Contour Detection CNN," in *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Dalian, China, 2006. |
| [78] | M. Tanaka, K.R. Crounse, T. Roska, "Template Synthesis of Cellular Neural Networks for Information Coding and Decoding," in *Proceedings Second International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Munich, Germany, 1992. |
| [79] | G. Costantini, D. Casali, R. Perfetti, "Associative Memory Design for 256 Gray-level Images Using a Multilayer Neural Network," *IEEE Transactions on Neural Networks,* vol. 17, no. 2, pp. 519 - 522, 2006. |
| [80] | T. Kozek, K.R. Crounse, T. Roska, L.O. Chua, "Multi-scale Image Analysis on the CNN Universal Machine," in *Fourth IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications Proceedings*, Seville, Spain, 1996. |
| [81] | O. Lahdenoja, M. Laiho and A. Paasio, "Local Binary Pattern Feature Vector Extraction with CNN," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Hsinchu, Taiwan, 2005. |
| [82] | I. Mazzilli, G. Mirabile, P. Lino, G. Maione, A. V. Rybakov, N. Svishchev, I. Blanco, L. D. Bellis, A. Luvisi, "UAV Inspection of Olive Trees for the Detection of Xylella Fastidiosa Disease Using Neural Networks," in *17th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Catania, Italy, 2021. |
| [83] | L. Orzo, "Optimal CNN Templates for Deconvolution," in *IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications*, Catania, Italy, 2000. |
| [84] | M. Pethő, T. Zsedrovits, "UAV Obstacle Detection with Bio-motivated Computer Vision," in *17th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Catania, Italy, 2021. |
| [85] | A. Gacsadi, C. Grava, V. Tiponut, and P. Szolgay, "A CNN Implementation of the Horn & Schunck Motion Estimation Method," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Istanbul, Turkey, 2006. |
| [86] | T. Tang, R. Tetzlaff, "CNN-based Image Predictive Coding," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Notre Dame, Indiana, USA, 2014. |
| [87] | H. Laczkó, B. Jánossy; T. Zsedrovits, "Towards 3D Cave Mapping with UAVs," in *17th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Catania, Italy, 2021. |
| [88] | C. Chiu-Hung, W. Chung-Yu, "The Design of Cellular Neural Network with Ratio Memory for Pattern Learning and Recognition," in *IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Frankfurt, Germany, 2002. |
| [89] | G. Timar, C. Rekeczky, "Multitarget Tracking Applications of the Bi-I Platform: Attention-selection, Tracking and Navigation," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Istanbul, Turkey, 2006. |
| [90] | C. Ying-Chang,C. Jen-Feng, L. Chin-Teng, H. Sheng-Che, "Local Motion Estimation Based On Cellular Neural Network Technology for Image Stabilization Processing," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Hsinchu, Taiwan, 2005. |
| [91] | T. Otake, T. Konishi, H. Aomori, N. Takahashi, M. Tanaka, "Image Resolution Upscaling Via Two-Layered Discrete Cellular Neural Network," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Istanbul, Turkey, 2006. |
| [92] | T. Iriyama, M. Sato, T. Otake, H. Aomori, M. Tanaka, "Color Filter Array Interpolation Using Cellular Neural Networks Considering Self-Congruence," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Budapest, Hungary, 2018. |
| [93] | G. Costantini, D. Casali, R. Perfetti, "Detection of Moving Objects in a Binocular Video Sequence," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Istanbul, Turkey, 2006. |
| [94] | T. Suzuki, T. Saito, "Synthesis of Three-Layer Dynamic Binary Neural Networks for Control of Hexapod Walking Robots," in *17th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Catania, Italy, 2021. |
| [95] | Y. Moshaei-Nezhad, J. Mueller, R. Tetzlaff, N. Hoffmann, "A New Approach for Motion Estimation and Correction of Thermographic Images in Brain Surgery," in *The 16th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Budapest, Hungary, 2018. |
| [96] | L. Bertucco, A. Fichera, G. Nunnari, A. Pagano, "A Cellular Neural Networks Approach to Flame Image Analysis for Combustion Monitoring," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications*, Catania, Italy, 2000. |
| [97] | E. Bilgili, O. Nucan, A. Muhittin Albora, I. Cem Goknar, "Potential Anomaly Separation Using Genetically Trained Multi-Level Cellular Neural Networks," in *IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Frankfurt, Germany, 2002. |
| [98] | F. Marrone; G. Zoppo; L. Vescovi; F. Begarani; A. Palama; J. Secco, "Automatic Visual Inspection Machine for Pharmaceutical Infusion Bags Implementing Cellular Neural Networks," in *International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Catania, Italy, 2021. |
| [99] | S. Erguenay, Y. Leblebici, "A Smart Camera Architecture with Keypoint Description and Hybrid Processor Population," in *16th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Budapest, Hungary, 2018. |
| [100] | F. Cairone, M. Bucolo, "Complex Spatio-Temporal Patterns in Red Blood Cells Flows," in *International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Budapest, Hungary, 2018. |
| [101] | S. Xavier-de-Souza, M. Van Dyck, J. Suykens and J. Vandewalle, "Wrist Pulse Detection and Analysis Using Three In-line Sensors and Linear Actuators," in *15th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*, Dresden, Germany, 2016. |
| [102] | O. Heri, A. Hiba, A. Zarandy, "Automatic Skin Lesion Analysis Using Relatively Small Learning Set," in *16th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications*, Budapest, Hungary, 2018. |
| [103] | Z. Yang, L. Zhang, K. Aras, I. R Efimov, G. C Adam, "Hardware-Mappable Cellular Neural Networks for Distributed Wavefront Detection in Next-Generation Cardiac Implants," *Advanced Intelligent Systems,* vol. 2022, no. 4, pp. 1-16, 2022. |
| [104] | L. Chua, T. Roska, Cellular Neural Networks and Visual Computing, Cambridge, United Kingdom: Cambridge University, 2004. |
| [105] | A. Aggarwal, "https://github.com/," 2 11 2018. [Online]. Available: https://github.com/ankitaggarwal011/PyCNN. [Accessed 1 8 2023]. |
| [106] | S. Kalyanakrishnan, "The Perceptron Learning Algorithm and its Convergence," Indian Institute of Technology Bombay, Bombay, India, 2017. |
| [107] | M. Collins, *Convergence Proof for the Perceptron Algorithm,* Columbia: Columbia University, 2012. |
| [108] | R. Bart, "Convergence of the Widrow-Hoff Algorithm," Mathematics, Maryland, USA, 1982. |
| [109] | M. G. Rojas, A. C. Olivera, P. J. Vidal, "Optimising Multilayer Perceptron Weights and Biases through a Cellular Genetic Algorithm for Medical Data Classification," *Array,* vol. 14, no. 2022, pp. 1-15, 2022. |
| [110] | K. Gallagher, M. Sambridge, "Genetic algorithms: A Powerful Tool for Large-Scale Nonlinear Optimization Problems," *Computers & Geosciences,* vol. 20, no. 7-8, pp. 1229-1236, 1994. |
| [111] | A. Vié, Qualities, Challenges and Future of Genetic Algorithms: a Literature Review, Oxford, United Kingdom: University of Oxford, 2021. |
| [112] | M. Negnevitsky, Artificial Intelligence, London, England: Addison-Wesley, 2005. |
| [113] | J. Li, Z. Peng, "Multi-source Image Fusion Algorithm Based on Cellular Neural Networks with Genetic Algorithm," *Optik,* vol. 126, no. 24, pp. 5230-5236, 2015. |
| [114] | D.J. Montana, L. Davis, "Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms," in *The International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, CA, United States, 1989. |

# PHỤ LỤC 01: CÁC LƯU ĐỒ THUẬT TOÁN TẠI LUẬN ÁN



Hình PL.. Lưu đồ thuật toán RPLA cho CeNNs



Hình PL.. Lưu đồ thuật toán SORPLA



Hình PL.. Lưu đồ thuật toán xác định biên ảnh PySOCeNNs



Hình PL.. Lưu đồ thuật toán GA cho CeNNs



Hình PL.. Lưu đồ thuật toán GA cho SOCeNNs



Hình PL.. Lưu đồ thuật toán lai GASORPLA