

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ TP.HCM



**PHẠM BẢO LỘC**

**ỨNG DỤNG MẠNG NƠON VÀ GIẢI THUẬT  
DI TRUYỀN VÀO ĐÁNH GIÁ CẢM QUAN  
THỰC PHẨM**

**LUẬN VĂN THẠC SỸ**

Chuyên ngành: Công nghệ thông tin

Mã số ngành: 60480201

TP. HỒ CHÍ MINH, năm 2015

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ TP.HCM



**PHẠM BẢO LỘC**

**ỨNG DỤNG MẠNG NƠON VÀ GIẢI THUẬT  
DI TRUYỀN VÀO ĐÁNH GIÁ CẢM QUAN  
THỰC PHẨM**

**LUẬN VĂN THẠC SỸ**

Chuyên ngành: Công nghệ thông tin

Mã số ngành: 60480201

**CÁN BỘ HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: TS. LƯ NHẬT VINH**

TP. HỒ CHÍ MINH, năm 2016

**CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ TP. HCM**

**Cán bộ hướng dẫn khoa học: TS. Lư Nhật Vinh**  
*(Ghi rõ họ, tên, học hàm, học vị và chữ ký)*

**Lư Nhật Vinh**

Luận văn thạc sĩ được bảo vệ tại Trường Đại học Công nghệ TP. HCM  
ngày ... tháng ... năm 2015

Thành phần Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ gồm:  
*(Ghi rõ họ, tên, học hàm, học vị của Hội đồng chấm bảo vệ luận văn thạc sĩ)*

<b>TT</b>	<b>Họ và tên</b>	<b>Chức danh Hội đồng</b>
1	PGS. TS. Vũ Đức Lung	Chủ tịch
2	PGS. TSKH. Nguyễn Xuân Huy	Phản biện 1
3	PGS. TS. Quán Thành Thơ	Phản biện 2
4	TS. Hồ Đắc Nghĩa	Ủy viên
5	TS. Cao Tùng Anh	Uy viên, Thư ký

Xác nhận của Chủ tịch Hội đồng đánh giá luận sau khi luận văn đã được sửa chữa (nếu có).

**Chủ tịch Hội đồng đánh giá LV**

TP. HCM, ngày    tháng 12 năm 2015

## **NHIỆM VỤ LUẬN VĂN THẠC SĨ**

Họ tên học viên: Phạm Bảo Lộc

Giới tính: Nam

Ngày, tháng, năm sinh: 30/06/1991

Nơi sinh: Gia Lai

Chuyên ngành: Công nghệ thông tin

MSHV: 1341860043

### **I- Tên đề tài:**

**ỨNG DỤNG MẠNG NƠƠN VÀ GIẢI THUẬT DI TRUYỀN VÀO ĐÁNH GIÁ CẢM QUAN THỰC PHẨM**

### **II- Nhiệm vụ và nội dung:**

- Nghiên cứu về lý thuyết mạng nơơn sinh học, lý thuyết mạng nơơn nhân tạo, lý thuyết mạng nơơn truyền thẳng.
- Nghiên cứu về lý thuyết thuật toán di truyền.
- Nghiên cứu lý thuyết ứng dụng thuật toán di truyền vào để huấn luyện mạng nơơn nhân tạo truyền thẳng.
- Nghiên cứu lý thuyết bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Nghiên cứu ứng dụng mạng nơơn nhân tạo vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Lập trình cài đặt mạng nơơn nhân tạo truyền thẳng nhiều lớp.
- Lập trình cài đặt thuật toán di truyền ứng dụng huấn luyện mạng nơơn nhân tạo truyền thẳng.
- Lập trình cài đặt ứng dụng đánh giá cảm quan thực phẩm.

### **III- Ngày giao nhiệm vụ: 03/04/2015.**

### **IV- Ngày hoàn thành nhiệm vụ:**

.....

### **V- Cán bộ hướng dẫn: TS. Lư Nhật Vinh**

.....

**KHOA QUẢN LÝ CHUYÊN NGÀNH**

*(Họ tên và chữ ký)*

**CÁN BỘ HƯỚNG DẪN**

*(Họ tên và chữ ký)*

## **LỜI CAM ĐOAN**

Học viên xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu, tìm hiểu của riêng mình dưới sự hướng dẫn khoa học của **TS. Lư Nhật Vinh**. Các số liệu, kết quả thực nghiệm nêu trong luận văn là trung thực và chưa từng được ai công bố trong bất kỳ công trình nào khác.

Học viên xin cam đoan rằng mọi sự giúp đỡ cho việc thực hiện luận văn này đã được cảm ơn và các thông tin trích dẫn trong luận văn đã được chỉ rõ nguồn gốc.

**Học viên thực hiện luận văn**

*(Ký và ghi rõ họ tên)*

**Phạm Bảo Lộc**

## LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên học viên xin chân thành cảm ơn tới các thầy, cô giảng viên của trường đã tận tình truyền đạt cho học viên những kiến thức quý báu trong suốt quá trình học tập, nghiên cứu và rèn luyện tại trường.

Đặc biệt, học viên xin bày tỏ lời cảm ơn chân thành và lòng biết ơn sâu sắc nhất tới **TS. Lu Nhật Vinh**. Người thầy đã chỉ bảo và hướng dẫn tận tình cho học viên trong suốt quá trình nghiên cứu khoa học và thực hiện đề tài luận văn. Bên cạnh kiến thức khoa học, thầy còn giúp học viên những kỹ năng trình bày, phong cách làm việc thực tế và kinh nghiệm sống quý báu.

Ngoài ra, học viên cũng bày tỏ lòng biết ơn tới gia đình, bạn bè, người thân và đồng nghiệp cơ quan đã động viên, khuyến khích tinh thần, giúp đỡ để học viên hoàn thành luận văn này.

*TP Hồ Chí Minh, ngày    tháng    năm 2016*

Học viên

**Phạm Bảo Lộc**

## TÓM TẮT

Trong bối cảnh ứng dụng công nghệ thông tin ngày càng tăng, dữ liệu phát sinh hoạt động quản lý, kinh doanh, sản xuất của các công ty, tổ chức ngày càng nhiều. Các công ty, tổ chức cần nhanh chóng đưa ra các quyết định bằng cách xử lý nhiều yếu tố với quy mô và tính phức tạp ngày càng tăng. Để có quyết định chính xác nhất, người quản lý thường thực hiện việc dự đoán hay phân loại vấn đề cần giải quyết trước khi đưa ra quyết định. Ngoài việc dựa trên các yếu tố liên quan trực tiếp đến vấn đề, người ra quyết định còn dựa trên kinh nghiệm bản thân và thông tin có được từ các hoạt động trước đó.

Trong đó, mạng nơron nhân tạo nhờ khả năng đọc, nhớ lại và khái quát hóa từ các mẫu dữ liệu huấn luyện, đã trở thành một trong hướng nghiên cứu chính của lĩnh vực trí tuệ nhân tạo.

Mô hình mạng nơron truyền thẳng và giải thuật di truyền được sử dụng rộng rãi bởi vì có khả năng giải được nhiều bài toán với các lĩnh vực khác nhau: dự đoán, phân loại, mô hình hóa. Mạng nơron truyền thẳng thích hợp để giải quyết bài toán thể hiện mối quan hệ giữa một tập hợp đầu vào và đầu ra biết trước.

Từ các nguyên nhân nêu trên, luận văn này tập trung vào việc ứng dụng mạng nơron truyền thẳng sử dụng giải thuật di truyền huấn luyện vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm cụ thể là đánh giá chất lượng rượu vang trắng.

Ngoài phần mở đầu, tổng quan lĩnh vực nghiên cứu và kết luận, bộ cục của luận văn gồm ba chương chính như sau:

- Chương I: Giới thiệu mạng nơron.
- Chương II: Mạng nơron nhân tạo truyền thẳng và giải thuật di truyền.
- Chương III: Ứng dụng mạng nơron truyền thẳng vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

## ABSTRACT

With the increasing of information technology application, data occurred more and more from companies and organizations' manufacturing, businesses and management activities. It's necessary for companies and organisations to make quick decision by dealing with a number of factors with increasing scale and complexity. Managers normally speculate or classify problems before making a precise decision. Beside relying on the direct factors to the problems, the decisions are also based on personal experiences as well as information obtained from previous activities.

Artificial neural networks, thanks to the ability to read, memorize and generalize from the input trained data samples, have become one of the main research trends of artificial intelligence .

Straight neuron network model and genetic algorithms are widely used because of their ability to solve a great number of problems from diversified fields: speculation, classification and model generalization. Straight neuron is suitable to solve problems that show the relationship of know- in - advance input and output group.

From the reasons mentioned above, the thesis focuses on the application of straight neuron as well as trained genetic algorithms in food sensory evaluation – white wine in particular.

Besides the introduction, overview of research field and conclusion, the content of the thesis consists of three chapters as follows:

- Chapter I: An introduction to neuron networks.
- Chapter II : Straight artificial neuron network and genetic algorithms .
- Chapter III : Application of straight neuron networks to the problem of food sensory evaluation .



## MỤC LỤC

<b>LỜI CAM ĐOAN</b> .....	i
<b>LỜI CẢM ƠN</b> .....	ii
<b>TÓM TẮT</b> .....	iii
<b>MỤC LỤC</b> .....	v
<b>DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT</b> .....	ix
<b>DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC</b> .....	x
<b>DANH MỤC HÌNH</b> .....	xi
<b>DANH MỤC CÁC BẢNG</b> .....	xiii
1. Lý do chọn đề tài .....	1
2. Tính cấp thiết của đề tài.....	1
3. Nội dung chính .....	2
4. Mục đích của đề tài.....	3
5. Đối tượng nghiên cứu .....	3
6. Phạm vi nghiên cứu .....	4
7. Ý nghĩa thực tiễn và ý nghĩa khoa học của luận văn.....	4
<b>8. Tổng quan về lĩnh vực nghiên cứu</b> .....	4
8.1. Điềm qua một số công trình nghiên cứu về mạng nơron và ứng dụng.....	4
8.2. Các công trình trong và ngoài nước nghiên cứu về thuật toán học của mạng nơron .....	7
<b>GIỚI THIỆU MẠNG NƠRON</b> .....	11
1.1. Tổng quan về mạng nơron sinh học .....	11
1.1.1. Giới thiệu.....	11
1.1.2. Các đặc tính của não người .....	12
1.1.3. Xử lý thông tin trong bộ não .....	12

1.1.4.	Cấu trúc và hoạt động của mạng nơron sinh học .....	13
1.1.5.	Khả năng của mạng nơron sinh học (bộ não) .....	14
1.1.6.	Quá trình học của bộ não .....	14
1.2.	Tổng quan về mạng nơron nhân tạo .....	14
1.2.1.	Lịch sử phát triển của mạng nơron nhân tạo .....	15
1.2.2.	Khái niệm .....	16
1.2.3.	Cấu trúc mạng nơron .....	17
1.2.4.	Các tính chất của mạng nơron .....	20
1.2.5.	Các kiểu mô hình mạng nơron nhân tạo .....	20
1.3.	Nguyên tắc hoạt động của mạng nơron nhân tạo .....	25
1.4.	Phương pháp huấn luyện mạng .....	26
1.5.	Ứng dụng của mạng nơron nhân tạo .....	29
<b>CHƯƠNG 2</b> .....		<b>30</b>
<b>MẠNG NƠRON NHÂN TẠO TRUYỀN THẮNG</b> .....		<b>30</b>
<b>VÀ GIẢI THUẬT DI TRUYỀN</b> .....		<b>30</b>
2.1.	Mạng nơron nhân tạo truyền thẳng .....	30
2.1.1.	Mạng perceptron một lớp .....	30
2.1.2.	Mạng perceptron nhiều lớp .....	32
2.1.3.	Một số vấn đề cần chú ý khi sử dụng mạng MLP .....	33
2.2.	<b>Vấn đề chuẩn hoá số liệu đầu vào</b> .....	<b>34</b>
2.3.	<b>Vấn đề học chưa đủ và học quá thuộc của mạng</b> .....	<b>34</b>
2.4.	<b>Lựa chọn kích thước mạng</b> .....	<b>36</b>
2.5.	Giải thuật di truyền .....	37
2.5.1.	Giới thiệu giải thuật di truyền .....	37
2.5.2.	Giới thiệu .....	38

2.5.3. Tư tưởng chính của giải thuật di truyền.....	38
2.5.4. Giải thuật di truyền đơn giản .....	40
2.5.5. Sơ đồ giải thuật di truyền đơn giản.....	44
2.6. Ứng dụng giải thuật di truyền vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo .....	45
2.6.1. Xây dựng hàm giá.....	46
2.6.2. Mã hóa nhiễm sắc thể .....	46
2.6.3. Lai ghép .....	48
2.6.4. Đột biến.....	49
<b>CHƯƠNG 3</b> .....	51
<b>ỨNG DỤNG MẠNG NƠRON TRUYỀN THĂNG VÀO BÀI TOÁN ĐÁNH GIÁ CẢM QUAN THỰC PHẨM</b> .....	51
3.1. Giới thiệu bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm .....	51
3.2. Thu thập, phân tích và xử lý dữ liệu.....	53
3.2.1. Thu thập dữ liệu .....	53
3.2.2. Phân tích dữ liệu .....	55
3.2.3. Xử lý dữ liệu .....	55
<b>3.3. Xây dựng chương trình đánh giá cảm quan thực phẩm</b> .....	56
3.3.1. Các bước chính trong quá trình thiết kế xây dựng.....	56
3.3.2. Xây dựng chương trình .....	57
<b>3.3.3. Cài đặt phần mềm đánh giá cảm quan thực phẩm</b> .....	66
Kết luận chương .....	73
<b>KẾT LUẬN</b> .....	79
1. Một số kết quả đạt được .....	79
1.1. Về nội dung.....	79
1.2. Về xây dựng chương trình .....	79

1.3. Về áp dụng thực tế .....	79
1.4. Về kết quả mới thực hiện được.....	79
2. Một số vấn đề còn tồn tại .....	80
3. Hướng phát triển tương lai .....	80
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO .....</b>	<b>81</b>

## DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT

Ký hiệu, viết tắt	Ý nghĩa tiếng Anh	Ý nghĩa tiếng Việt
ANN	Artificial Neural Networks	Mạng nơron nhân tạo
W	Weights	Trọng số
MLP	Multilayer Perceptron	Mạng nhiều lớp
GA	Genetic Algorithms	Giải thuật di truyền
RMSE	Root mean squared error	Hàm sai số căn bình phương
pH	pH	Độ pH
CO <sub>2</sub>	Co <sub>2</sub>	Khí co <sub>2</sub>
GAF	Genetic Algorithm Framework	Thư viện giải thuật di truyền
TSP	Traveling Salesman	Người bán hàng

## DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU TOÁN HỌC

Ký hiệu	Ý nghĩa
$\Sigma$	Hàm tổng
$\theta_i$	Là một ngưỡng
$net_i$	Là hàm tổng
$e$	Cơ số e
sgn()	Hàm Sign
$bias$	hệ số <i>bias</i>
$\delta_i$	Sai số
$\eta$	Tốc độ học
$f: R^n \rightarrow R$	Được gọi là khả tách tuyến tính nếu các tập $\{F^{-1}(x_k)\}$ với $x_k$ thuộc miền trị của $f$ , có thể tách được với nhau bởi các siêu phẳng trong không gian $R^n$
$R^n$	Không gian $R^n$
AND	Phép toán và
OR	Phép toán hoặc
NOT	Phép toán phủ định
XOR	Phép Cộng có loại trừ.
sin()	Hàm lượng giác
RMSE	Hàm sai số căn bình phương
%	Phần trăm
$g/dm^3$	Gam trên decimet khối
$mg/dm^3$	Minigam trên decimet khối
$g/cm^3$	Gam trên centimet khối
% vol.	Lồng độ Alcohol

## DANH MỤC HÌNH

Hình 1. 1. Tế bào thần kinh .....	11
Hình 1. 2. Mô hình tế bào thần kinh .....	13
Hình 1. 3. Cấu trúc nơron nhân tạo.....	17
Hình 1. 4. Mạng nơron truyền thẳng nhiều lớp (Feed-forward neural network).....	21
Hình 1. 5. Mạng Hopfield.....	22
Hình 1. 6. Cấu trúc chi tiết của mạng Hopfield .....	22
Hình 1. 7. Cấu trúc của mạng BAM .....	23
Hình 1. 8. Cấu trúc huấn luyện mạng nơron.....	26
Hình 1. 9. Mô hình học có giám sát.....	28
Hình 1. 10. Mô hình học không có giám sát.....	28
Hình 2. 1. Mạng perceptron một lớp.....	31
Hình 2. 2. Đồ thị hàm XOR .....	33
Hình 2. 3. Thực hiện hàm XOR bằng mạng MLP .....	33
Hình 2. 4. Hàm sigmoid $g(x) = 1/(1+e^{-x})$ .....	34
Hình 2. 5. Nội suy hàm $y = \sin(x/3) + v, 0 \leq x \leq 20$ sử dụng MLP.....	36
Hình 2. 6. Sự sinh sản đơn giản phân bố các chuỗi con cháu nhờ sử dụng bánh xe roulette với các khe hở tỷ lệ với độ thích nghi .....	42
Hình 2. 7. Lưu đồ thuật toán của giải thuật di truyền đơn giản.....	45
Hình 2. 8. Mã hoá nhị phân trọng số theo phương pháp GENITOR.....	47
Hình 2. 9. Ví dụ về phương pháp mã hoá trọng số bằng số thực .....	48
Hình 2. 10. Lai ghép nút (crossover-nodes).....	49
Hình 3. 1. Mô hình xử lý dữ liệu .....	53
Hình 3. 2. Lưu đồ huấn luyện .....	61
Hình 3. 3. Mô hình cấu trúc mạng nơron truyền thẳng ứng dụng trong bài toán.....	62
Hình 3. 4. Mã hóa nhiễm sắc thể bằng số thực.....	63
Hình 3. 5. Lưu đồ kiểm thử.....	65
Hình 3. 6. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.4, đột biến 0.1 .....	75
Hình 3. 7. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.7, đột biến 0.1 .....	75
Hình 3. 8. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 1, đột biến 0.1 .....	76

Hình 3. 9. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 1, độ biến 0.2 .....	76
Hình 3. 10. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.8, độ biến 0.4 .....	77
Hình 3. 11. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.8, độ biến 0.7 .....	77
Hình 3. 12. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.8, độ biến 0.9 .....	78



**DANH MỤC CÁC BẢNG**

Bảng 1. 1. Một số hàm truyền thông dụng.....	18
Bảng 2. 1. Các chuỗi của bài toán mẫu và các giá trị thích nghi.....	42
Bảng 3. 1. Sản lượng của 10 nước sản xuất rượu vang trên thế giới năm 2014.....	58
Bảng 3. 2. Thành phần chính của rượu vang.....	60
Bảng 3. 3. Thống kê so sánh về sai số khi thay đổi xác suất lai ghép.....	74

## MỞ ĐẦU

### 1. Lý do chọn đề tài

Đánh giá cảm quan thực phẩm là một thành phần quan trọng trong việc đánh giá chất lượng thực phẩm. Nó được sử dụng để điều tra các thực phẩm chất lượng theo yêu cầu của người tiêu dùng cảm giác thực tế hoặc tiềm năng, để phân tích mức độ ảnh hưởng của các yếu tố bên ngoài đến chất lượng cảm giác, để tạo cơ sở cho việc xây dựng tiêu chuẩn chất lượng cảm giác, kiểm tra chất lượng cảm quan của thực phẩm và lựa chọn các loại thực phẩm chất lượng.

Mạng nơron là một trong những công cụ nhận dạng tốt vì mạng nơron có các đặc trưng sau: Khả năng học từ kinh nghiệm (khả năng được huấn luyện), khả năng xử lý song song với tốc độ xử lý nhanh, khả năng học thích nghi, khả năng khái quát hóa cho các đầu vào không được huấn luyện, ví dụ: dựa vào cách học có thể tiên đoán đầu ra từ đầu vào không biết trước.

Vi vậy, ứng dụng mạng nơron vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm sẽ giúp tiết kiệm chi phí, thời gian trong quá trình kiểm tra, đánh giá, nghiên cứu sản xuất thực phẩm.

### 2. Tính cấp thiết của đề tài

Trong bối cảnh ứng dụng công nghệ thông tin ngày càng tăng, dữ liệu phát sinh hoạt động quản lý, kinh doanh, sản xuất của các công ty, tổ chức ngày càng nhiều. Các công ty, tổ chức cần nhanh chóng đưa ra các quyết định bằng cách xử lý nhiều yếu tố với quy mô và tính phức tạp ngày càng tăng. Để có quyết định chính xác nhất, người quản lý thường thực hiện việc dự đoán hay phân loại vấn đề cần giải quyết trước khi đưa ra quyết định. Ngoài việc dựa trên các yếu tố liên quan trực tiếp đến vấn đề, người ra quyết định còn dựa trên kinh nghiệm bản thân và thông tin có được từ các hoạt động trước đó.

Trong thực tế, chúng ta bắt gặp nhiều bài toán như đánh giá cảm quan thực phẩm, dự đoán thị trường chứng khoán, định giá tài sản, đánh giá nhân viên, ... Đó là các bài toán thuộc lớp bài toán dự đoán và phân loại. Đã có nhiều phương pháp đưa ra để

giải các bài toán trên như phương pháp thống kê, hội quy, cây quyết định, mạng nơron nhân tạo, ...

Trong đó, mạng nơron nhân tạo nhờ khả năng đọc, nhớ lại và khái quát hóa từ các mẫu dữ liệu huấn luyện, đã trở thành một trong hướng nghiên cứu chính của lĩnh vực trí tuệ nhân tạo. Xét về mặt lý thuyết, mạng nơron nhân tạo tương đối độc lập với bản chất của các quá trình vật lý cần phân loại, dự đoán.

Ở mỗi lớp bài toán trên, đều có đặc điểm chung là khi giải bằng mạng nơron nhân tạo như: thu thập dữ liệu mẫu, tiền xử lý dữ liệu, xác định thông số mạng và huấn luyện. Do đó việc nghiên cứu để tổng quát hóa các bài toán và xây dựng phần mềm ứng dụng mạng nơron nhân tạo có thể dùng cho nhiều bài toán cùng một lớp là hoàn toàn khả thi.

Mô hình mạng nơron và giải thuật di truyền được sử dụng rộng rãi bởi vì có khả năng giải được nhiều bài toán với các lĩnh vực khác nhau: dự đoán, phân loại, mô hình hóa. Mạng nơron thích hợp để giải quyết bài toán thể hiện mối quan hệ giữa một tập hợp đầu vào và đầu ra biết trước.

### **3. Nội dung chính**

Bố cục của luận văn gồm các nội dung chính sau:

- Nội dung của đề tài nghiên cứu về lý thuyết mạng nơron sinh học, lý thuyết mạng nơron nhân tạo, lý thuyết mạng nơron truyền thẳng.
- Nghiên cứu về lý thuyết thuật toán di truyền.
- Nghiên cứu lý thuyết ứng dụng thuật toán di truyền vào để huấn luyện mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Nghiên cứu lý thuyết bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Nghiên cứu ứng dụng mạng nơron nhân tạo vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Lập trình cài đặt mạng nơron nhân tạo truyền thẳng nhiều lớp.
- Lập trình cài đặt thuật toán di truyền ứng dụng huấn luyện mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Lập trình cài đặt ứng dụng đánh giá cảm quan thực phẩm.

Ngoài phần mở đầu, tổng quan lĩnh vực nghiên cứu và kết luận, bố cục của luận văn gồm ba chương chính như sau:

- *Chương 1: Giới thiệu mạng nơron.*
- *Chương 2: Mạng nơron nhân tạo truyền thẳng và giải thuật di truyền.*
- *Chương 3: Ứng dụng mạng nơron truyền thẳng vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.*

#### **4. Mục đích của đề tài**

- Nghiên cứu về lý thuyết mạng nơron sinh học, lý thuyết mạng nơron nhân tạo, lý thuyết mạng nơron truyền thẳng.
- Nghiên cứu về lý thuyết thuật toán di truyền.
- Nghiên cứu lý thuyết ứng dụng thuật toán di truyền vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Nghiên cứu lý thuyết bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Nghiên cứu ứng dụng mạng nơron nhân tạo vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Lập trình cài đặt mạng nơron nhân tạo truyền thẳng nhiều lớp.
- Lập trình cài đặt thuật toán di truyền ứng dụng huấn luyện mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Lập trình cài đặt ứng dụng đánh giá cảm quan thực phẩm.

#### **5. Đối tượng nghiên cứu**

- Lý thuyết về mạng nơron nhân tạo, cấu trúc, mô hình xây dựng mạng nơron nhân tạo.
- Lý thuyết về phương pháp huấn luyện mạng nơron nhân tạo.
- Lý thuyết về giải thuật di truyền.
- Ứng dụng giải thuật di truyền vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Lý thuyết về bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Ứng dụng mạng nơron nhân tạo truyền thẳng vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

## **6. Phạm vi nghiên cứu**

- Đề tài tiếp cận cách thức huấn luyện mạng nơron. Áp dụng giải thuật di truyền để tối ưu trọng số trong quá trình huấn luyện mạng nơron.
- Quy trình bài toán đánh giá cảm quan.
- Thử nghiệm cài đặt mạng nơron nhân tạo vào ứng dụng đánh giá cảm quan thực phẩm nhằm so sánh hiệu năng với bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm thực tế.
- Đề tài giới hạn trong phạm vi nghiên cứu giải pháp tối ưu mạng nơron và ứng dụng mạng nơron vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

## **7. Ý nghĩa thực tiễn và ý nghĩa khoa học của luận văn**

### **Ý nghĩa thực tiễn**

- Mô tả được cấu trúc tổ chức của mạng nơron nhân tạo, xây dựng được mạng nơron nhân tạo.
- Mô tả được giải thuật di truyền ứng dụng vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo.
- Mô tả được ứng dụng mạng nơron nhân tạo vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Cài đặt được mạng nơron nhân tạo, giải thuật di truyền, ứng dụng đánh giá cảm quan thực phẩm.

### **Ý nghĩa khoa học**

- Trình bày chi tiết về cấu trúc tổ chức, hoạt động của mạng nơron nhân tạo.
- Trình bày chi tiết về ứng dụng giải thuật di truyền vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo.
- Trình bày chi tiết về ứng dụng mạng nơron nhân tạo vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Giảm thiểu chi phí, thời gian trong bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

## **8. Tổng quan về lĩnh vực nghiên cứu**

### **8.1. Điềm qua một số công trình nghiên cứu về mạng nơron và ứng dụng**

Các nghiên cứu về bộ não con người đã được tiến hành từ hàng nghìn năm nay. Cùng với sự phát triển của khoa học kỹ thuật đặc biệt là những tiến bộ trong ngành điện tử hiện đại, việc con người bắt đầu nghiên cứu các nơron nhân tạo là hoàn toàn tự nhiên. Sự kiện đầu tiên đánh dấu sự ra đời của mạng nơron nhân tạo diễn ra vào

năm 1943 khi nhà thần kinh học Warren McCulloch và nhà toán học Walter Pitts viết bài báo cáo mô tả cách thức các nơron hoạt động. Họ cũng đã tiến hành xây dựng một mạng nơron đơn giản bằng các mạch điện. Các nơron của họ được xem như là các thiết bị nhị phân với ngưỡng cố định. Kết quả của các mô hình này là các hàm logic đơn giản chẳng hạn như “a OR b” hay “a AND b”.

Tiếp bước các nghiên cứu này, năm 1949 Donal Hebb cho xuất bản cuốn sách “*Organization of Behavior*” trong cuốn sách này đã chỉ ra rằng nơron nhân tạo sẽ hiệu quả hơn sau nhiều lần sử dụng.

Trong giai đoạn từ những năm 50 đến những năm 90 mạng nơron nhân tạo được nhiều nhà khoa học, nhiều tổ chức nghiên cứu được lan rộng trên nhiều các quốc gia trên thế giới cùng nghiên cứu và đã đạt được nhiều bước phát triển vượt bậc.

Năm 2005 trong cuộc hội thảo của đại học Bonn ở Đức David Kriesel đã trình bày và công bố cuốn sách “*A Brief Introduction to Neural Networks*”, phần đầu tác giả cung cấp một cái nhìn tổng quan toàn diện về các đối tượng của mạng lưới thần kinh sinh học. Phần hai tác giả trình bày về mô hình mạng lưới giám sát học với các Perceptron và backpropagati và các cải tiến. Tiếp theo trình bày cấu trúc, chức năng mạng Hopfield, mạng perceptron-like, hàm Radial basis và kỹ thuật Learning vector quantization. Mục đích hướng đến là giới thiệu một số mô hình và bổ sung một số nhận xét cho ứng dụng thực tế.

Đầu năm 2006 đại học Southwestern đã phê duyệt công trình nghiên cứu “*Genetic Algorithms and Neural Networks: The Building Blocks of Artificial Life*” của Jacob Schrum. Trong nghiên cứu này Jacob Schrum mô tả một mô phỏng cuộc sống nhân tạo để giải quyết câu hỏi về cách thức tiến hóa đưa đến sự đa dạng sinh học.

Công trình của Tommy W S Chow và Siu-Yeung Cho, “*Learning Algorithms and Applications*”, Imperial College Press on NEURAL NETWORKS AND COMPUTING Series in Electrical and Computer Engineering, Vol. 7, 2007. Cuốn sách viết với quan điểm ứng dụng, cung cấp cho các cuộc hội thảo kỹ lưỡng về các thuật toán học mạng lưới thần kinh. Nội dung xây dựng cơ bản về “neuron” và mô hình mạng thần kinh McCulloch và Pitts (gọi là tuyến tính cộng ngưỡng). Cuốn sách nghiên cứu các vấn đề học tập của mạng thần kinh từ quan điểm mới và cung cấp

một số thuật toán sửa đổi để nâng cao tốc độ học tập, khả năng hội tụ và còn cung cấp thêm một số thuật toán phần mềm viết bằng MATLAB có sẵn để sử dụng.

Ở Việt Nam, từ những năm 90, cũng đã có rất nhiều nhà khoa học quan tâm đến lý thuyết về mạng nơron và những ứng dụng của nó trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Tiên phong trong việc đưa kiến thức về mạng nơron phổ biến đến độc giả là quyển sách *“Trí tuệ nhân tạo, Mạng nơron phương pháp và ứng dụng”* của Nguyễn Đình Thúc, NXB Giáo dục năm 2000. Cuốn sách này tập trung hoàn toàn vào kỹ thuật “LAN TRUYỀN NGƯỢC”, một kỹ thuật hiện được nguyên cứu và sử dụng rộng rãi nhất trong lĩnh vực mạng nơron nhân tạo. Trong cuốn sách khía cạnh toán học và phương pháp được trình bày rõ ràng, chi tiết. Các kỹ thuật nâng cao hiệu suất của mạng nơron đa lớp cũng được trình bày chi tiết cụ thể.

Tiếp đó phải kể đến quyển *“Hệ mở, mạng nơron và ứng dụng”* của Bùi Công Cường, Nguyễn Doãn Phước, NXB Khoa học và Kỹ thuật Hà nội, 2001. Cuốn sách trình bày các nội dung về logic mở và các ứng dụng đa dạng, điều kiện mở và mạng nơron. Cuốn sách trình bày về tích hợp các kỹ thuật tính toán mềm và mạng nơron trong xử lý dữ liệu và lớp toán tử gộp mới – toán tử trung bình trọng số có sắp xếp.

Còn những công trình nghiên cứu về mạng nơron có thể kể đến như:

- ❖ Nguyễn Kỳ Phùng, Nguyễn Khoa Việt Trường, *“Mô hình hóa các quá trình xử lý nước thải bằng mạng nơron nhân tạo”*, Trường Đại học Khoa học Tự nhiên Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh.
  - Đối tượng là mô hình bể xử lý nước thải, các tác giả đã xây dựng mô hình, tối ưu hóa quá trình luyện mạng và đã kiểm chứng kết quả với sai số nhỏ.
  - Đã xây dựng được chương trình ứng dụng mạng nơron cho dự báo chất lượng đầu ra của hệ thống nước thải. Cùng với thuật toán tối ưu hóa mạng nơron khi cho số nút ẩn thay đổi để tìm ra cấu trúc mạng tối ưu nhất. Chương trình đã thể hiện rõ ưu việt so với chương trình mạng nơron của Matlab.
  - Thuật toán tối ưu hóa quá trình luyện mạng là một bước cải tiến so với các chương trình ứng dụng mạng nơron thông thường, chẳng hạn như Matlab. Với quá trình lặp lại nhiều lần và ghi nhận những mạng cho kết quả tốt nhất sau mỗi lần lặp, ta có thể chọn được mạng cho kết quả tốt hơn và sai số ổn định hơn.

Quyển “*Hệ mở & noron trong kỹ thuật điều khiển*” của Nguyễn Như Hiền, Lại Khắc Lãi, NXB Khoa học tự nhiên và công nghệ, 2007. Cuốn sách trình bày nội dung cơ bản về Hệ mở, mạng noron nhân tạo và Hệ mở noron. Cuốn sách cung cấp công cụ khai thác MATLAB để phân tích, thiết kế các mô hình điều khiển mở.

- ❖ Đỗ Trung Hải( 2008) “ *Ứng dụng lý thuyết mờ và mạng noron để điều khiển hệ chuyển động*”, Luận án tiến sỹ, Trường Đại học Bách khoa Hà Nội.
  - Nghiên cứu và đề xuất cấu trúc hệ mờ - noron với số lớp và số noron thích ứng (5 lớp và số noron lớp 2 tối thiểu là 2 noron) nhằm đảm bảo độ chính xác và tốc độ tính toán cho hệ điều khiển thời gian thực.
  - Xây dựng thuật toán nhận dạng trực tuyến, cập nhật thích nghi thông số nhằm đảm bảo tối thiểu hóa sai lệch phục vụ cho việc nhận dạng và điều khiển hệ. Việc ứng dụng đại số Lie và điều khiển theo phương pháp tuyến tính hóa chính xác thích nghi có khả năng ứng dụng tổng quát cho một lớp hệ điều khiển chuyển động.
  - Với hệ chuyển động cụ thể và phức tạp là hệ khớp nối mềm công trình đã đưa ra thuật toán mô phỏng hệ. Các kết quả mô phỏng đã chứng tỏ tính đúng đắn của luật nhận dạng và điều khiển, cấu trúc cũng như mô hình điều khiển hệ chuyển động.

## **8.2. Các công trình trong và ngoài nước nghiên cứu về thuật toán học của mạng noron**

Những năm gần đây, những biến thể của thuật học lan truyền ngược vẫn được quan tâm nghiên cứu và được công bố nhằm nâng cao tốc độ hội tụ của quá trình luyện mạng.

Kỹ thuật lan truyền ngược ở đây là lan truyền ngược lỗi ( hay sai số) trong mạng, hàm lỗi (hay hàm sai số) thường chọn là hàm mà nó tối thiểu hóa được sai số trung bình bình phương. Chính vì vậy, trong quá trình nỗ lực thoát khỏi các cực tiểu yếu, cực tiểu cục bộ và những mong muốn giảm thời gian thực hiện của máy tính khi tìm kiếm nghiệm tối ưu, thì vấn đề nghiên cứu đặc điểm của các mặt lỗi thường được chọn làm xuất phát điểm cho việc cải tiến hay đề xuất các thuật học mới. Trong các nghiên cứu nhằm cải thiện thuật toán, người ta thường tìm cách thay đổi bước học để cho phép có thể vượt qua những cực trị địa phương. Không có một giá trị bước học



xác định nào cho các bài toán khác nhau. Với mỗi bài toán, bước học thường được lựa chọn bằng thực nghiệm theo phương pháp thử và sai, hoặc sẽ có bước học phù hợp với từng dạng bài toán riêng biệt.

Sau đây là một số các công trình khoa học quan trọng, đề cập đến vấn đề cải tiến kỹ thuật lan truyền ngược nguyên thủy ảnh hưởng đến nội dung của luận án.

- ❖ Công trình nghiên cứu của P. A. Castillo, M. G. Arenas, J. J. Merelo, G. Romero, F. Rateb, A. Prieto, “*Comparing Hybrid Systems to Design and Optimize Artificial Neural Networks*”, Genetic Programming Lecture Notes in Computer Science Vol 2003, 2004, pp 240-249. Trong bài báo này các tác giả đã nghiên cứu so sánh giữa các phép lai để tối ưu hóa các perceptron nhiều lớp và đưa ra một mô hình ưu hóa cấu trúc và trọng số ban đầu của mạng perceptron nhiều lớp. Kết quả thu được cho thấy mô hình này cần ít chu kỳ huấn luyện hơn nhiều và do đó tăng tốc độ hội tụ.
- ❖ Công trình nghiên cứu của PGS.TS Nguyễn Quang Hoan “*Nhận dạng ký tự viết tay tiếng Việt sử dụng mạng lan truyền ngược*” đăng trên báo cáo của hội nghị tự động hóa toàn quốc lần thứ 6 (VICA6), 2004. Bài viết nghiên cứu việc kết hợp mạng nơron động với giải thuật di truyền cho nhận dạng âm tiết tiếng Việt. Để thực hiện, tác giả đã sử dụng mạng nơron động với các phần tử trễ và thuật học lan truyền ngược lỗi. Trong đó, giải thuật di truyền đóng vai trò tối ưu các trọng số cho mạng nơron nhằm tăng hiệu quả nhận dạng.
- ❖ Công trình nghiên cứu của Nguyễn Sĩ Dũng, Lê Hoài Quốc, “*Một số thuật toán về huấn luyện mạng nơron trên cơ sở phương pháp conjugate Gradient*”, Đại học Công nghiệp TPHCM và Đại học Bách khoa TPHCM.
  - Tác giả đã tìm đi hướng đi mới đầy triển vọng là xây dựng thuật toán mới về luyện mạng dựa vào phương pháp Conjugate Gradient, trong đó đặt mục tiêu là cải thiện tốc độ hội tụ của quá trình huấn luyện mạng nơron.
  - Trong báo cáo này đã trình bày cơ sở toán học của vấn đề phương pháp Conjugate Gradient và một thuật toán mới được viết trên Matlab 7.1 để huấn luyện mạng nơron. Xong đối tượng mà tác giả áp dụng là đối tượng phi tuyến tính.
  - Phương pháp này có ý nghĩa trong huấn luyện mạng trực tuyến online và ứng dụng nhận dạng và điều khiển trong môi trường động.
- ❖ Công trình nghiên cứu của D. Shanthi, G. Sahoo and N. Saravanan, “*Evolving Connection Weights of Artificial Neural Networks Using Genetic Algorithm with*

*Application to the Prediction of Stroke Disease*”, International Journal of Soft Computing, Vol 4, Issue 2, pp: 95-102, 2009. Bài báo này đề xuất việc kết hợp giải thuật di truyền GA và mạng nơron nhân tạo để tối ưu hóa bộ trọng số ban đầu trong quá trình luyện mạng nơron. Nghiên cứu này được ứng dụng trong việc dự đoán bệnh đột quỵ.

- ❖ Công trình nghiên cứu của Yu-Tzu Chang, Jinn Lin, Jiann-Shing Shieh, Maysam F. Abbod “*Optimization the InitialWeights of Artificial Neural Networks via Genetic Algorithm Applied to Hip Bone Fracture Prediction*” đăng trên tạp chí Advances in Fuzzy Systems – Special issue on Hybrid Biomedical Intelligent Systems, Vol 2012, January 2012 Article No.6, New York, NY, United States. Trong bài báo nhóm tác giả tìm cách thiết lập trọng số tối ưu ban đầu để nâng cao độ chính xác của mạng nơron bằng giải thuật di truyền trong dự báo xác suất gãy xương hông.
- ❖ Luận văn thạc sĩ của học viên Từ Thanh Trí, “*Ứng dụng mạng nơron mờ trong đánh giá cảm quan thực phẩm*”, Học viện kỹ thuật quân sự. Trong luận văn tác giả sử dụng mô hình mạng nơron mờ để giải bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- ❖ Luận văn thạc sĩ của học viên Nguyễn Thị Thanh Lê, “*Ứng dụng thuật toán di truyền vào bài toán tối ưu đa mục tiêu trong công nghệ thực phẩm*”. Học viện kỹ thuật quân sự. Trong luận văn này tác giả ứng dụng các điểm mạng của GA (*Genetic Algorithm*) trong lớp các bài toán tối ưu, nhất là các bài toán tối ưu với không gian tìm kiếm lớn, nhiều chiều, các hàm mục tiêu phức tạp, có thể không liên tục, ... vào bài toán tối ưu đa mục tiêu nhằm khắc phục một số nhược điểm trong bài toán tối ưu đa mục tiêu cổ điển.
- ❖ Luận văn thạc sĩ của học viên Vũ Thị Lệ Huyền, “*Nghiên cứu khai phá dữ liệu ý kiến người dùng về sản phẩm váng sữa*”. Học viện kỹ thuật quân sự. Trong luận văn tác giả sử dụng quá trình khai phá dữ liệu để chất lọc các tri thức để tìm ra mẫu tiềm ẩn tập dữ liệu của sản phẩm váng sữa.
- ❖ Luận văn thạc sĩ của học viên Nguyễn Thị Diệu Hiền, “*Kết hợp kỹ thuật gom cụm và mạng nơron để đánh giá cảm quan thực phẩm*”. Đại học Công nghệ TPHCM. Trong luận văn của tác giả đã kết hợp kỹ thuật gom cụm trong quá trình học của mạng nơron để giải bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm. Tác giả đã

chọn một phương pháp tiếp cận mới để giải quyết bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

## CHƯƠNG 1

### GIỚI THIỆU MẠNG NƠN

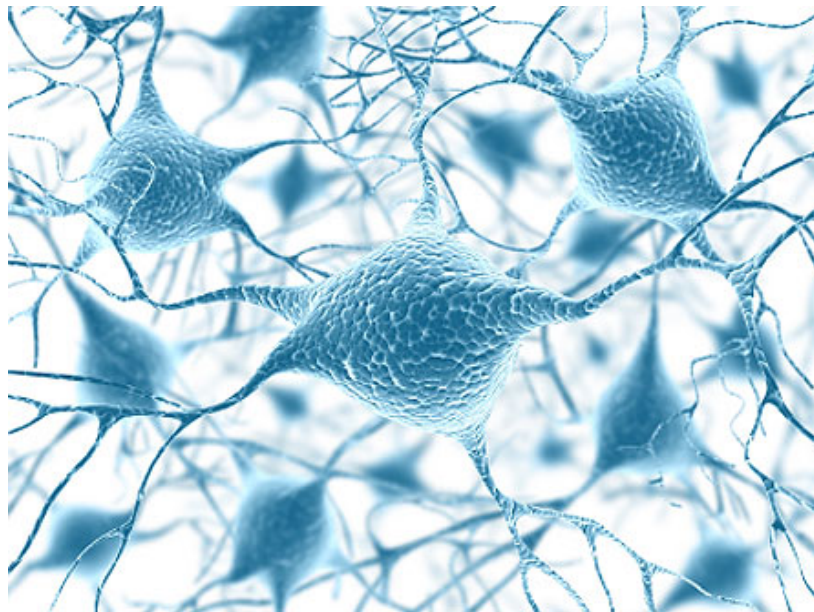
#### 1.1. Tổng quan về mạng nơon sinh học

##### 1.1.1. Giới thiệu

Bộ não người có chức năng hết sức quan trọng trong đời sống của con người. Nó gần như kiểm soát hầu hết mọi hành vi của con người từ các hoạt động cơ bắp đơn giản đến những hoạt động phức tạp như học tập, nhớ, suy luận, tư duy, sáng tạo,...

Bộ não người có mạng lưới gồm khoảng  $10^{11}$  phần tử (gọi là tế bào) liên kết phức tạp với nhau. Trong đó:

- Khoảng  $10^{10}$  phần tử là nơon.
- Khoảng  $9 \cdot 10^{10}$  phần tử là các tế bào thần kinh đệm và chúng có nhiệm vụ phục vụ cũng như hỗ trợ cho các nơon.



*Hình 1. 1. Tế bào thần kinh*

Hình 1 cho thấy hàng tỷ tế bào thần kinh trong bộ não của bạn được kết nối bởi một mạng lưới kết nối. Tế bào thần kinh tương tác thông qua các kết nối điện tương tự như trong một máy tính.

Cho đến nay người ta vẫn chưa thực sự biết rõ về cấu tạo chi tiết của bộ não.

### 1.1.2. Các đặc tính của não người

*Tính phân lớp:* Các vùng trong bộ não được phân thành các lớp, thông tin được xử lý theo các tầng

*Tính môđun:* Các vùng của bộ nhớ được phân thành các môđun được mã hóa bằng các định nghĩa mối quan hệ tích hợp giữa các tín hiệu vào qua các giác quan và các tín hiệu ra.

*Mối liên kết:* Liên kết giữa các lớp dẫn đến các dữ liệu dùng chung xem như các liên hệ phản hồi khi truyền tín hiệu.

*Xử lý phân tán các tín hiệu vào:* Các tín hiệu vào được truyền qua nhiều kênh thông tin khác nhau, được xử lý bằng các phương pháp đặc biệt.

### 1.1.3. Xử lý thông tin trong bộ não

Thông tin được tiếp nhận từ các giác quan và chuyển vào các tế bào thần kinh vận động và các tế bào cơ. Mỗi tế bào thần kinh tiếp nhận thông tin, điện thế sẽ tăng trong thần kinh cảm giác, nếu điện thế này vượt ngưỡng nó tạo ra dòng điện trong tế bào thần kinh cảm giác, ý nghĩa dòng điện đó được giải mã và lưu ở thần kinh trung ương, kết quả xử lý thông tin được gửi đến các tế bào cơ.

Các tế bào thần kinh đưa các tín hiệu giống nhau, do đó không thể phân biệt được đó là của loài động vật nguyên thủy hay của một giáo sư. Các khớp thần kinh chỉ cho các tín hiệu phù hợp qua chúng, còn lại các tín hiệu khác bị cản lại. Lượng tín hiệu được biến đổi được gọi là cường độ khớp thần kinh đó chính là trọng số của nơron trong mạng nơron nhân tạo.

Hoạt động của cả hệ thống thần kinh bao gồm não bộ và các giác quan như sau:

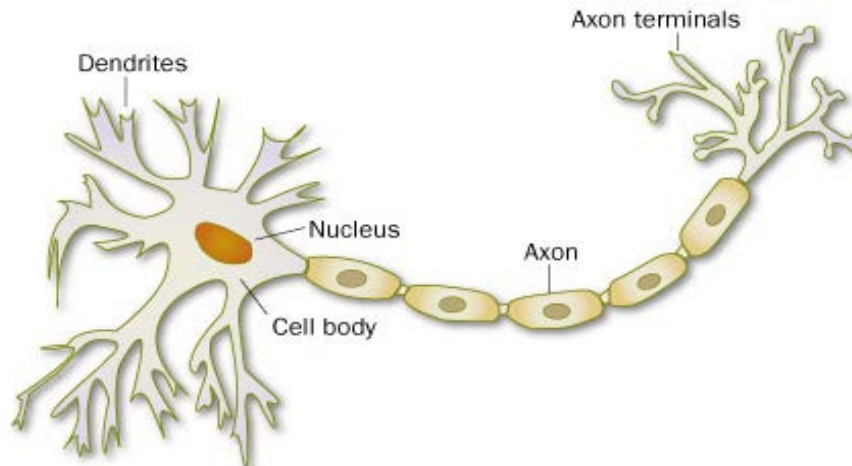
- Trước hết con người bị kích thích bởi các giác quan từ bên ngoài hoặc trong cơ thể. Sự kích thích đó được biến thành các xung điện bởi chính các giác quan tiếp nhận kích thích. Những tín hiệu này được chuyển về trung ương thần kinh là não bộ để xử lý. Trong thực tế não bộ liên tục nhận thông tin xử lý, đánh giá và so sánh với những thông tin lưu trữ để đưa ra các quyết định.
- Những mệnh lệnh cần thiết được phát sinh và gửi đến những bộ phận thi hành thích hợp như các cơ tay, chân,.... Những bộ phận thi hành biến những xung điện thành dữ liệu của hệ thống.

#### 1.1.4. Cấu trúc và hoạt động của mạng nơron sinh học

Mỗi tế bào thần kinh gồm 3 thành phần chính:

- Thân tế bào thần kinh (*cell body* còn gọi là *soma*)
- Hệ thống các dây thần kinh tiếp nhận (*dendrites*)
- Một sợi trục thần kinh (*axon*).

##### Structure of a neuron



Hình 1. 2. Mô hình tế bào thần kinh

Hệ thống dây thần kinh tiếp nhận là một lưới dày đặc các dây thần kinh dạng cây bao bọc xung quanh thân tế bào, chúng dẫn các tín hiệu đến phần thân tế bào. Thân tế bào sẽ tổng hợp các tín hiệu đầu vào này, làm thay đổi điện thế của nó và khi vượt qua một mức ngưỡng thì sẽ cho một xung điện trên sợi trục thần kinh ra (*axon*). Các dây thần kinh *axon* có thể rẽ ra nhiều nhánh để nối đến các dây thần kinh vào hoặc nối trực tiếp với phần thân của các tế bào thần kinh khác thông qua các khớp thần kinh (*synapse*).

Khi một tế bào thần kinh hoạt động, nó được kích thích tạo ra một tín hiệu điện hóa chạy dọc theo sợi axon và dẫn đến các khớp thần kinh. Khớp thần kinh được chia làm 2 loại: khớp nối kích thích (*excitatory*) và khớp nối ức chế (*inhibitory*). Tại các khớp thần kinh này xảy ra các quá trình phản ứng và giải phóng các chất hữu cơ tạo nên các tín hiệu điện kích thích tế bào thần kinh. Cường độ tín hiệu mà một tế bào thần kinh nhận được phụ thuộc chủ yếu vào mức độ liên kết của các khớp nối. Những nghiên cứu hoạt động của hệ thần kinh đã chỉ ra rằng quá trình “học” của bộ não chính là việc hình thành hoặc thay đổi mức độ liên kết của các khớp nối.

### 1.1.5. Khả năng của mạng nơron sinh học (bộ não)

Bộ não người có chức năng hết sức quan trọng đối với đời sống của con người. Cấu tạo của nó rất phức tạp, tinh vi hết sức quan trọng bởi được tạo thành từ mạng nơron có hàng chục tỉ tế bào với mức độ liên kết giữa các nơron là rất cao. Hơn nữa, nó còn được chia thành các vùng và các lớp khác nhau.

Bộ não hoạt động dựa trên cơ chế hoạt động song song của các nơron tạo nên nó.

Bộ nhớ được tổ chức theo các bó thông tin và truy cập theo nội dung (có thể truy xuất thông tin dựa theo các giá trị thuộc tính của đối tượng).

Bộ não có khả năng tổng quát hóa, có thể truy xuất các tri thức hay các mối liên kết chung của đối tượng tương ứng với một khái niệm chung nào đó.

Bộ não có khả năng học.

### 1.1.6. Quá trình học của bộ não

Khi các xung tín hiệu từ các “dây thần kinh vào” tới các khớp nối, khớp nối sẽ cho tín hiệu đi qua hoặc không kích thích nơron tiếp theo. Do vậy hình thành một con đường truyền xung nhất định.

Học là làm sao cho con đường này được lặp đi lặp lại nhiều lần, nên sức cản của các khớp nối sẽ nhỏ dần, tạo điều kiện cho những lần lặp lại dễ dàng hơn. Có thể nói: Toàn bộ những kiến thức, kinh nghiệm của một người tích lũy được và lưu giữ trong đầu chính là hệ thống sức cản của các khớp nối.

*Như vậy, nơron sinh học hoạt động theo cách thức sau: nhận tín hiệu đầu vào, xử lý các tín hiệu này và cho ra một tín hiệu đầu ra. Tín hiệu đầu ra này sau đó được truyền đi làm tín hiệu đầu vào cho các nơron khác.*

*Dựa trên những hiểu biết về nơron sinh học, con người xây dựng nơron nhân tạo hy vọng tạo nên một mô hình có sức mạnh như bộ não.*

## 1.2. Tổng quan về mạng nơron nhân tạo

**Mạng nơron nhân tạo** (*Artificial Neural Networks – ANN*) là hệ thống được xây dựng dựa trên nguyên tắc cấu tạo của bộ não người. Nó cho chúng ta một hướng mới trong nghiên cứu hệ thống thông tin. Mạng nơron nhân tạo có thể thực hiện các bài toán: Tính toán gần đúng các hàm số, thực hiện các bài toán tối ưu, nhận mẫu, nhận dạng và điều khiển đối tượng hiệu quả hơn so với các phương pháp truyền thống.

Mạng nơron nhân tạo có một số lượng lớn mối liên kết của các phần tử biến đổi có liên kết song song. Nó có hành vi tương tự như bộ não người với khả năng học và tổng hợp thông tin từ sự luyện tập của các tập mẫu dữ liệu. Các phần tử biến đổi của mạng nơron nhân tạo được gọi là các nơron nhân tạo hoặc gọi tắt là nơron.

### 1.2.1. Lịch sử phát triển của mạng nơron nhân tạo

Cuối thế kỷ XIX – đầu thế kỷ XX, một số nghiên cứu về vật lý, tâm lý và hệ thần kinh của nhà khoa học Herman, Emst Mach và Ivan Ivalov đã đưa ra các lý thuyết về quá trình học, sự tưởng tượng, sự quyết định,... của hệ thần kinh nhưng chưa có sự mô tả toàn học cho hoạt động của mạng nơron.

Năm 1943, mô hình đơn giản mạng nơron bằng mạch điện tử lần đầu tiên được đưa ra bởi Warren McCulloch và Walter Pitts cùng với sự khẳng định mạng nơron nhân tạo về nguyên lý có thể thực hiện được trong phạm vi tính toán các hàm số học và logic. Đây là điểm khởi đầu của lĩnh vực mạng nơron.

Sau đó Donal Nebb đưa ra một cơ chế giải thích cho quá trình học (*Learning*) diễn ra trong các nơron sinh học.

Cuối thập niên 50, ứng dụng thực tế đầu tiên của mạng nơron nhân tạo do Frank Rosenblatt đưa ra. Mạng của ông đưa ra là mạng Perceptron có kết hợp luật học (*Learning rule*) dùng để nhận dạng mẫu (*pattern recognition*). Cùng thời gian đó, Bernard Widrow và Ted Hoff giới thiệu một thuật toán học (*Learning algorithm*) và sử dụng nó để huấn luyện (Training) các mạng nơron tiếp hợp tuyến tính (trung tự mạng Rosenblatt).

Năm 1969, Minsky và Pappert là hai nhà toán học nổi tiếng thời đó đã chỉ ra những hạn chế của mạng Perceptron của Rosenblatt và mạng Widrow-Hoff làm nhiều người nghĩ rằng nghiên cứu về mạng nơron sẽ vào ngõ cụt. Hơn nữa vào thời gian này chưa có những máy tính số mạnh để thực nghiệm mạng nơron nên các nghiên cứu về mạng nơron bị trì hoãn gần một thập kỷ.

Năm 1972, Teuvo Kohonen và James Anderson độc lập phát triển các mạng nơron mới với năng lực nhớ (*memory*) và khả năng tự tổ chức (*self-organizing*). Cũng trong giai đoạn này, Stephen Grossberg cũng nghiên cứu tích cực về mạng tự tổ chức. Sang thập kỷ 80, khi ngành công nghiệp máy tính phát triển mạnh mẽ thì



những nghiên cứu về mạng nơron tăng lên một cách đột ngột. Có hai phát kiến quan trọng nhất là:

- Sử dụng cơ học thống kê để giải thích hoạt động của mạng hồi quy một lớp (*recurrent network*), loại mạng được sử dụng như một bộ nhớ kết hợp, được nhà vật lý John Hopfield mô tả.
- Sử dụng thuật toán lan truyền ngược (*back-propagation algorithm*) để huấn luyện các mạng Perceptron đa lớp (*multilayer perceptron network*). David Rumelhart và James McClelland là những người trình bày thuật toán lan truyền ngược có ảnh hưởng nhất (1968).

Ngày nay, lĩnh vực mạng nơron được nghiên cứu, phát triển mạnh mẽ và ứng dụng rất nhiều trong thực tế.

### 1.2.2. Khái niệm

Mạng nơron nhân tạo là sự kết hợp giữa các nơron nhân tạo với nhau. Mỗi liên kết kèm theo một trọng số nào đó đặc trưng cho đặc tính kích hoạt ức chế giữa các nơron. Các nơron còn gọi là các nút (node) được sắp xếp trong mạng theo các lớp, bao gồm lớp ra (output layer) và các lớp ẩn (hidden layer).

Các đặc điểm của mạng nơron nhân tạo:

- Mạng được xây dựng bằng các nơron liên kết lại với nhau.
- Chức năng của mạng được xác định bởi: cấu trúc mạng, quá trình xử lý bên trong của từng nơron, và mức độ liên kết giữa các nơron.
- Mức độ liên kết giữa các nơron được xác định thông qua quá trình học của mạng (quá trình huấn luyện mạng). Có thể xem các trọng số là các phương tiện để lưu trữ thông tin dài hạn trong mạng nơron. Nhiệm vụ của quá trình huấn luyện mạng là cập nhật các trọng số khi có thông tin về các mẫu học.

Mạng nơron dựa trên việc mô phỏng cấp thấp hệ thống nơron sinh học. Trong tương lai với sự phát triển mô phỏng nơron sinh học, chúng ta có thể có loại máy tính thông minh thật sự.

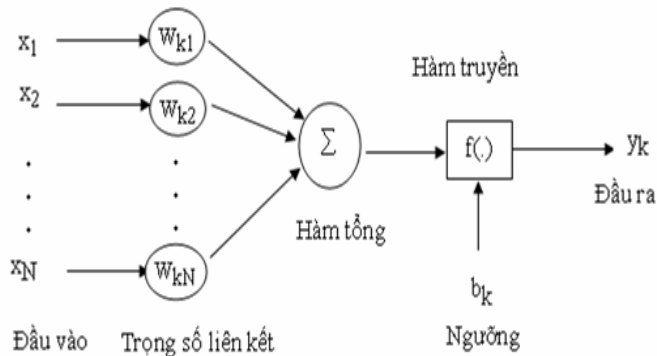
*Trong phạm vi đề cập những gì liên quan đến kiến thức cơ sở để làm đồ án, tôi chỉ xin trình bày những vấn đề có liên quan, những kiến thức được sử dụng phục vụ cho việc hoàn thành đồ án.*

### 1.2.3. Cấu trúc mạng nơron

Mạng nơron nhân tạo gồm hai thành phần:

- Các nút (đơn vị xử lý, nơron)
- Các liên kết giữa chúng được gán một trọng số nào đó đặc trưng cho cường độ liên kết.

Cấu trúc của một nơron được mô tả:



Hình 1. 3. Cấu trúc nơron nhân tạo

Các thành phần cơ bản của một nơron nhân tạo gồm:

- *Tập các đầu vào*: là các tín hiệu vào (*input signals*) của nơron, các tín hiệu này thường được đưa vào dưới dạng một vector N chiều.
- *Tập các liên kết*: Mỗi liên kết được thể hiện bởi một trọng số (gọi là trọng số liên kết – *Synaptic weight*). Trọng số liên kết giữa tín hiệu vào thứ j với nơron k thường được kí hiệu là  $w_{kn}$ . Thông thường, các trọng số này được khởi tạo một cách ngẫu nhiên ở thời điểm khởi tạo mạng và được cập nhật liên tục trong quá trình học mạng.
- *Bộ tổng (Summing function)*: Thường dùng để tính tổng của tích các đầu vào với trọng số liên kết của nó.
- *Ngưỡng* (còn gọi là một độ lệch - *bias*): Ngưỡng này thường được đưa vào như một thành phần của hàm truyền.
- *Hàm truyền (Transfer function)*: Hàm này được dùng để giới hạn phạm vi đầu ra của mỗi nơron. Nó nhận đầu vào là kết quả của hàm tổng và ngưỡng đã cho. Thông thường, phạm vi đầu ra của mỗi nơron được giới hạn trong đoạn  $[0,1]$  hoặc  $[-1,1]$ . Các hàm truyền rất đa dạng, có thể là các hàm tuyến tính

hoặc phi tuyến. Việc lựa chọn hàm truyền nào là tùy thuộc vào từng bài toán và kinh nghiệm của người thiết kế mạng.

- *Đầu ra*: là tín hiệu đầu ra của một nơron, với mỗi nơron sẽ có tối đa là một đầu ra.

Về mặt toán học, cấu trúc của một nơron  $i$  được mô tả bằng cặp biểu thức sau:

$$y_i = f(\text{net}_i - \theta_i) \text{ và } \text{net}_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j \quad (1.0)$$

trong đó:  $x_1, x_2, \dots, x_m$  là các tín hiệu đầu vào, còn

$w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}$  là các trọng số kết nối của nơron thứ  $i$

$\text{net}_i$  là hàm tổng

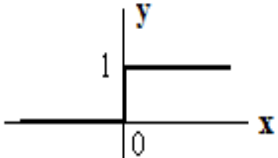
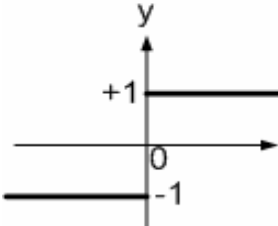
$f$  là hàm truyền

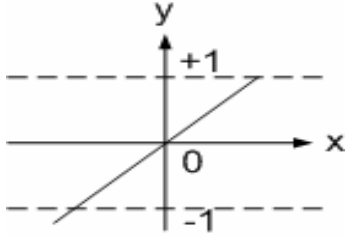
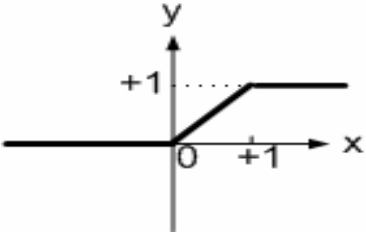
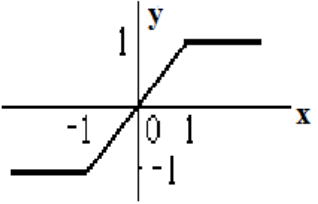
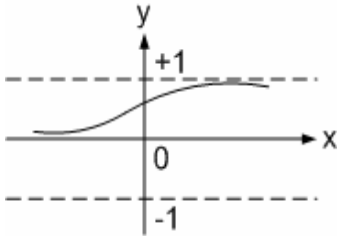
$\theta_i$  là một ngưỡng

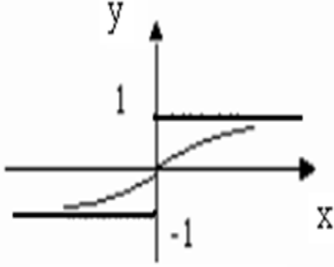
$y_i$  là tín hiệu đầu ra của nơron.

Như vậy, tương tự như nơron sinh học, nơron nhân tạo cũng nhận các tín hiệu đầu vào, xử lý (nhân các tín hiệu này với trọng số liên kết, tính tổng các tích thu được rồi gửi kết quả đến hàm truyền), và cho một tín hiệu đầu ra (là kết quả của hàm truyền).

*Bảng 1. 1. Một số hàm truyền thông dụng*

Hàm truyền	Đồ thị	Định nghĩa
Hard Limit		$a = 0 \quad n < 0$ $a = 1 \quad n \geq 0$
Symmetrical Hard Limit (hardlims)		$a = -1 \quad n < 0$ $a = +1 \quad n \geq 0$

<p>Linear (purelin)</p>		$a = n$
<p>Saturating Linear (satlin)</p>		$a = 0 \quad n < 0$ $a = n \quad 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$
<p>Symmetric Saturating Linear</p>		$a = -1 \quad n < -1$ $a = n \quad -1 \leq n \leq 1$ $a = 1 \quad n > 1$
<p>Unipolar Sigmoid (Hàm Sigmoid đơn cực)</p>		<p>Hàm này được sử dụng cho các mạng huấn luyện bởi thuật toán <b>Lan truyền ngược</b>, bởi vì nó dễ lấy đạo hàm, do đó có thể giảm đáng kể tính toán trong quá trình huấn luyện mạng. Hàm này được ứng dụng cho các chương trình ứng dụng mà các đầu ra mong muốn rơi vào khoảng <math>[0,1]</math>.</p>

Bipolar Sigmoid (Hàm sigmoid lưỡng cực)		Hàm này có các thuộc tính tương tự hàm Sigmoid. Nó làm việc tốt đối với các ứng dụng có đầu ra yêu cầu trong khoảng $[-1,1]$ .
--	---	--

#### 1.2.4. Các tính chất của mạng nơron

*Là hệ phi tuyến:* Mạng nơron có khả năng to lớn trong lĩnh vực nhận dạng và điều khiển các đối tượng phi tuyến

*Là hệ xử lý song song:* Mạng nơron có cấu trúc song song, do đó có độ tính toán rất cao, rất phù hợp với lĩnh vực nhận dạng và điều khiển.

*Là hệ học và thích nghi:* Mạng được luyện từ các số liệu quá khứ và có khả năng tự chỉnh khi số liệu đầu vào bị mất, có thể điều khiển online.

*Là hệ nhiều biến, nhiều đầu vào, nhiều đầu ra (MIMO),* rất tiện dùng khi đối tượng điều khiển có nhiều biến số.

#### 1.2.5. Các kiểu mô hình mạng nơron nhân tạo

Mạng nơron nhân tạo là sự liên kết của các nơron nhân tạo. Sự sắp xếp bố trí của các nơron và cách thức liên hệ giữa chúng tạo nên kiến trúc mạng nơron.

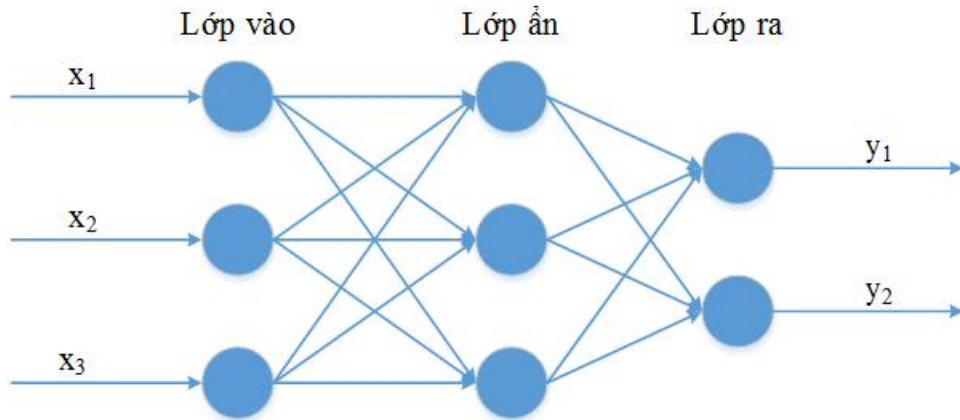
Theo cách sắp xếp nơron thì có kiến trúc mạng 1 lớp (*single-layer*) là mạng chỉ có 1 lớp ra và kiến trúc mạng nhiều lớp (*multiple-layer*) là mạng có các lớp ẩn.

Theo cách liên kết giữa các nơron thì kiến trúc mạng truyền thẳng (*feedforward networks*) và kiến trúc mạng hồi quy (*recurrent networks*).

#### 1.2.6. Kiến thức mạng nơron truyền thẳng

Dòng dữ liệu từ đơn vị đầu vào đến đơn vị đầu ra chỉ được truyền thẳng. Việc xử lý dữ liệu có thể mở rộng ra nhiều lớp, nhưng không có các liên kết phản hồi. Nghĩa là, các liên kết mở rộng từ các đơn vị đầu ra tới các đơn vị đầu vào trong cùng một lớp hay các lớp trước đó là không cho phép [1].

Mô hình mạng nơron truyền thẳng như sau:



Hình 1. 4. Mạng nơron truyền thẳng nhiều lớp (Feed-forward neural network)

Mạng nơron truyền thẳng và các vấn đề liên quan sẽ chúng tôi được trình bày rõ ở **Chương 2**.

### 1.2.7. Kiến trúc mạng nơron hồi quy

Mạng hồi quy còn được gọi là mạng phản hồi là mạng tự liên kết thành các vòng và liên kết hồi quy giữa các nơron.

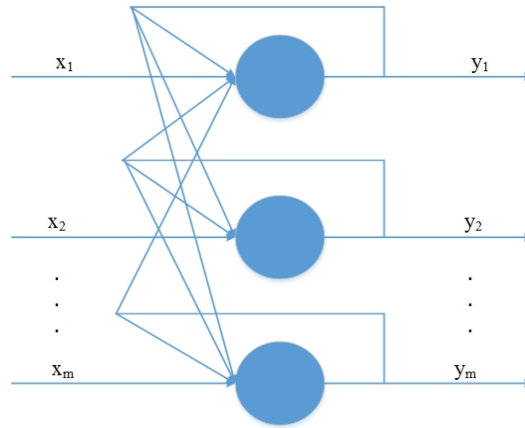
- Mạng nơron hồi quy có trọng số liên kết đối xứng như mạng Hopfield luôn hội tụ về trạng thái ổn định.
- Mạng liên kết hai chiều (BAM) là mạng thuộc nhóm mạng nơron hồi quy liên kết tay đôi, trong đó bảo đảm nơron của cùng một lớp không liên kết với nhau, cũng hội tụ về trạng thái ổn định.

Nghiên cứu mạng nơron hồi quy có trọng số liên kết không đối xứng sẽ gặp nhiều phức tạp hơn so với mạng truyền thẳng và mạng hồi quy đối xứng. Mạng nơron hồi quy có khả năng nhận dạng mẫu, nhận dạng các hàm phi tuyến, dự báo ... Một ưu điểm khác của mạng nơron hồi quy là chỉ cần mạng nhỏ hơn về cấu trúc cũng có khả năng như mạng truyền thẳng có cấu trúc lớn hơn. Nó khắc phục được giả thuyết truyền thống của mạng nơron là coi mạng có số nơron đủ lớn. Gồm có 2 loại:

- Mạng nơron hồi quy không hoàn toàn
- Mạng nơron hồi quy hoàn toàn

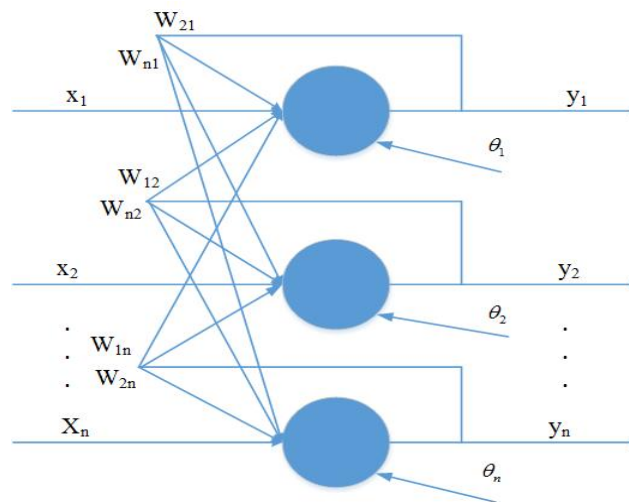
#### a) Mạng Hopfield

Mạng Hopfield là mạng phản hồi một lớp, được chỉ ra trong hình 5 như sau:



Hình 1. 5. Mạng Hopfield

Cấu trúc chi tiết của nó được thể hiện trong hình sau



Hình 1. 6. Cấu trúc chi tiết của mạng Hopfield

Khi hoạt động với tín hiệu rời rạc, mạng này được gọi là mạng Hopfield rời rạc, và cấu trúc của mạng cũng được gọi là mạng hồi quy [1].

Như mạng Hopfield đã minh họa ở trên, ta thấy nút có một đầu vào bên ngoài  $x_j$  và một giá trị ngưỡng  $\theta_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ ). Một điều quan trọng cần nói ở đây là mỗi nút không có đường phản hồi về chính nó. Nút đầu ra thứ  $j$  được nối tới mỗi đầu vào của nút khác qua trọng số  $w_{ij}$ , với  $i \neq j$ , ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), hay nói cách khác  $w_{ii} = 0$ , (với  $i = 1, 2, \dots, n$ ).

Một điều quan trọng nữa là trọng số của mạng Hopfield là đối xứng, tức là  $w_{ij} = w_{ji}$ , (với  $i, j = 1, 2, \dots, n$ ). Khi đó, luật cập nhật cho mỗi nút mạng như sau

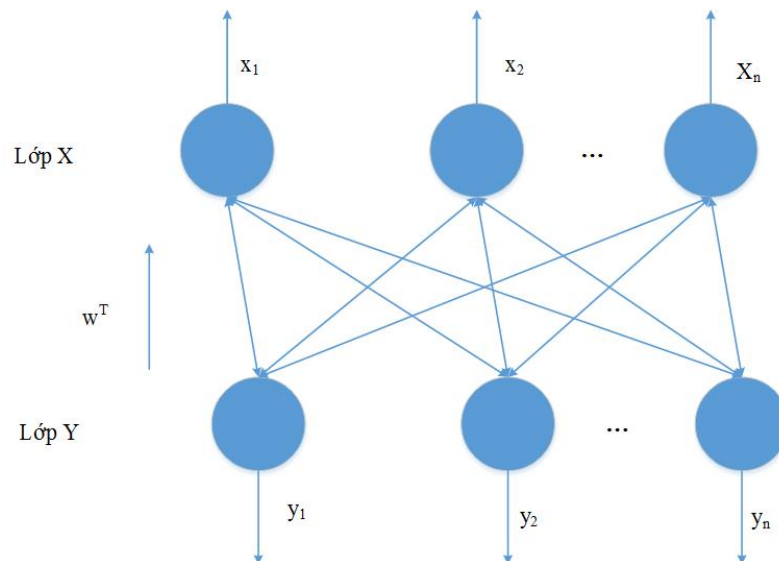
$$y_i^{(k+1)} = \text{sgn} \left( \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n w_{ij} y_j^{(k)} + x_i - \theta \right), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1.1)$$

Luật cập nhật trên được tính toán trong cách thức không đồng bộ. Điều này có nghĩa là, với một thời gian cho trước, chỉ có một nút mạng cập nhật được đầu ra của nó. Sự cập nhật tiếp theo trên một nút sẽ sử dụng chính những đầu ra đã được cập nhật. Nói cách khác, dưới hình thức hoạt động không đồng bộ của mạng, mỗi đầu ra được cập nhật độc lập.

Có sự khác biệt giữa luật cập nhật đồng bộ và luật cập nhật không đồng bộ. Với luật cập nhật không đồng bộ thì sẽ chỉ có một trạng thái cân bằng của hệ (với giá trị đầu đã được xác định trước). Trong khi đó, với luật cập nhật đồng bộ thì có thể làm mạng hội tụ ở mỗi điểm cố định hoặc một vòng giới hạn.

### b) Mạng BAM

Mạng BAM bao gồm hai lớp và được xem như là trường hợp mở rộng của mạng Hopfield. Ở đây ta chỉ xét mạng rời rạc, vì nó đơn giản và dễ hiểu.



Hình 1. 7. Cấu trúc của mạng BAM

Khi mạng nơron được tích cực với giá trị đầu vào của vector tại đầu vào của một lớp, mạng sẽ có hai mẫu trạng thái ổn định, với mỗi mẫu tại đầu ra của nó là một lớp. Tính động học của mạng thể hiện dưới dạng tác động qua lại giữa hai lớp. Cụ thể hơn, giả sử một vector đầu vào  $x$  được cung cấp cho đầu vào của lớp nơron  $y$ . Đầu vào được xử lý và truyền tới đầu ra của lớp  $y$  như sau:



$$y' = a(wx) \quad ; \quad y'_i = a\left(\sum w_{ij}x_j\right); \quad \text{với } i = 1,2,\dots,n \quad (1.2)$$

Ở đó  $a(\cdot)$  là hàm truyền, vector  $y'$  bây giờ lại nuôi trở lại lớp nơron  $X$  và tạo nên đầu ra như sau:

$$x' = a(w^T y'); \quad x_j = a\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}y_i\right); \quad \text{với } j = 1,2,\dots,m \quad (1.3)$$

Sau đó  $x'$  nuôi trở lại đầu vào của lớp  $y$  và tạo ra hàm  $y''$  theo phương trình (1.1). Quá trình này cứ tiếp tục, bao gồm các bước như sau:

$$\begin{aligned} - y^{(1)} &= a(wx^{(0)}) && \text{(truyền thẳng lần thứ nhất)} \\ - x^{(2)} &= a(w^{(T)}y^{(1)}) && \text{(truyền ngược lần thứ nhất)} \\ - y^{(3)} &= a(wx^{(2)}) && \text{(truyền thẳng lần thứ hai)} \\ - x^{(4)} &= a(w^{(T)}y^{(3)}) && \text{(truyền ngược lần thứ hai)} \\ - y^{(k-1)} &= a(wx^{(k-2)}) && \text{(truyền thẳng lần thứ } k/2) \\ - x^{(k)} &= a(w^{(T)}y^{(k-1)}) && \text{(truyền ngược lần thứ } k/2) \end{aligned} \quad (1.4)$$

Chú ý rằng trạng thái cập nhật trong phương trình (1.3) là đồng bộ theo phương trình (1.1) và (1.2). Trạng thái cập nhật cũng có thể không đồng bộ theo phương trình (1.1) và (1.2) với các nút  $i, j$  được chọn tự do. Người ta đã chỉ ra rằng, hệ thống ổn định cho cả hai chế độ đồng bộ và không đồng bộ. Tuy nhiên, chế độ đồng bộ sẽ làm cho hệ thống hội tụ nhanh hơn nhiều.

### c) Mạng nơron hồi quy không hoàn toàn (*Partially Recurrent Networks*)

Là mạng đó dựa trên cơ sở mạng lan truyền ngược (*Back – Propagation*) với cấu trúc hồi quy. Cấu trúc của mạng hồi quy không hoàn toàn phần lớn là cấu trúc truyền thẳng nhưng có cả sự lựa chọn cho một bộ phận cấu trúc hồi quy. Trong nhiều trường hợp, trọng số của cấu trúc hồi quy được duy trì không đổi, như vậy luật truyền ngược có thể dễ dàng được sử dụng. Các mạng đó được gọi là mạng dây (*Sequential Networks*) và các nút nhận tín hiệu hồi quy được gọi là các phần tử Context (*Context Units*). Trong các loại mạng này, sự truyền thẳng được xảy ra rất nhanh hoặc không phụ thuộc vào thời gian, trong khi đó tín hiệu hồi quy được thực hiện có tính thời gian. Từ đó, tại thời điểm  $t$  phần tử nằm trong phạm vi *Context Units* có tín hiệu vào từ một phần tử mạng ở thời điểm  $(t - 1)$ . Vì vậy, bộ phận nằm

trong phạm vi nhớ được một số dữ liệu của quá khứ từ kết quả biến đổi ở thời điểm  $t$ . Do vậy, trạng thái của mạng nguyên thủy của các mẫu phụ thuộc vào các trạng thái đó cũng như dòng thông tin đầu vào. Mạng có thể nhận mẫu (*Recognize*) dãy dựa vào tình trạng cuối cùng của dãy và có thể dự báo tiếp theo cho tín hiệu của dãy theo thời gian. Như vậy, mạng hồi quy không hoàn toàn về cơ bản là mạng truyền thẳng, liên kết hồi quy có thể đi từ các nút ở các lớp ra và lớp ẩn.

#### **d) Mạng nơron hồi quy hoàn toàn (*Fully Recurrent Networks*)**

Là một trong những mạng nơron đầu tiên được Gossberg xây dựng để học và biểu diễn các mẫu bất kỳ. Loại mạng này xây dựng theo mẫu Instar – Outstar. Loại mạng hồi quy hoàn toàn có tác dụng nhận số lượng mẫu nhiều hơn. Với mạng hồi quy hoàn toàn đã hình thành quan điểm thực hiện và luyện mạng hồi quy từ truyền thẳng nhiều lớp được xây dựng từ một lớp cho mỗi bước tính.

Khái niệm này được gọi là lan truyền ngược theo thời gian phù hợp khi quan tâm đến các dãy với độ lớn  $T$  là nhỏ. Nó đã được sử dụng học cho máy ghi nhiệm vụ thực hiện các dãy. Nó có khả năng áp dụng cho điều khiển thích nghi.

### **1.3. Nguyên tắc hoạt động của mạng nơron nhân tạo**

Ta thấy rằng các nơron trong cùng 1 lớp thì nhận tín hiệu đầu vào cùng một lúc. Do đó, về nguyên tắc chúng có thể xử lý song song. Hoạt động của mạng nơron có thể xem như hoạt động của một hệ thống xử lý thông tin được cấu thành từ nhiều phần tử hoạt động song song. Khi mạng nơron hoạt động, các thành phần của vector tín hiệu vào  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  được đưa vào mạng, tiếp đó các nơron ở lớp ẩn và lớp ra sẽ được kích hoạt dần dần. Sau một quá trình tính toán tại các nơron mạng sẽ được kích hoạt hoàn toàn và cho ra vector tín hiệu đầu ra  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_k)$  tại  $S$  nơron lớp ra, Ta có thể coi mạng nơron như một bảng tra cứu giữa  $\mathbf{y}$  và  $\mathbf{x}$  mà không cần biết hàm quan hệ tường minh của  $\mathbf{y}$  theo  $\mathbf{x}$ .

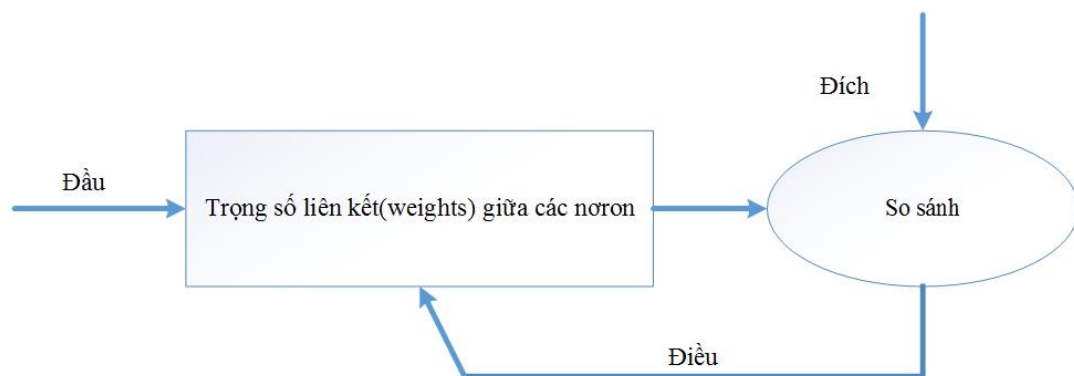
Sự khác biệt giữa mạng nơron và hệ thống xử lý thông thường là khả năng thích nghi với dữ liệu vào. Đó là ma trận trọng số và độ lệch (hệ số *bias*) của mạng có thể hiệu chỉnh để mạng thích nghi được với bài toán đặt ra. Quá trình hiệu chỉnh các trọng số và hệ số *bias* của mạng gọi là quá trình huấn luyện mạng (*training*) bằng một số phương pháp học.

#### 1.4. Phương pháp huấn luyện mạng

Thông thường mạng nơron được điều chỉnh hoặc được huấn luyện để hướng các đầu vào riêng biệt đến đích ở đầu ra.

Cấu trúc huấn luyện mạng

- Trọng số liên kết của mạng được điều chỉnh trên cơ sở so sánh đầu ra với đích mong muốn (target) cho tới khi đầu ra mạng phù hợp với đích.
- Những cặp vào/đích (input/target) được dùng để giám sát cho sự huấn luyện mạng.



Hình 1. 8. Cấu trúc huấn luyện mạng nơron

Để có được một số cặp vào/ra, ở đó mỗi giá trị vào được gửi đến mạng và giá trị ra tương ứng được thực hiện bằng mạng là sự xem xét và so sánh với giá trị mong muốn. Bình thường tồn tại một sai số bởi lẽ giá trị mong muốn không hoàn toàn phù hợp với giá trị thực. Sau mỗi lần chạy, ta có tổng bình phương của tất cả các sai số. Sai số này được sử dụng để xác định các trọng số liên kết mới.

Sau mỗi lần chạy, trọng số liên kết của mạng được sửa đổi với đặc tính tốt hơn tương ứng với đặc tính mong muốn. Từng cặp giá trị vào/ra phải được kiểm tra và trọng số được điều chỉnh một vài lần. Sự thay đổi các trọng số liên kết của mạng được dừng lại nếu tổng các bình phương sai số nhỏ hơn một giá trị đặt trước hoặc đã chạy đủ một số lần chạy xác định (trong trường hợp này mạng có thể không thỏa mãn yêu cầu đặt ra do sai lệch còn cao). Có hai kiểu học:

- Học thông số (*Paramater Learning*): Tìm ra biểu thức cập nhật các thông số về trọng số, cập nhật kết nối giữa các nơron.
- Học cấu trúc (*Structure Learning*): Trọng tâm là sự biến đổi cấu trúc của mạng nơron gồm số lượng nút (node) và các mẫu liên kết.

Nhiệm vụ của việc học thông số là bằng cách nào đó, tìm được ma trận chính xác mong muốn từ ma trận giả thuyết ban đầu với cấu trúc của mạng nơron có sẵn.

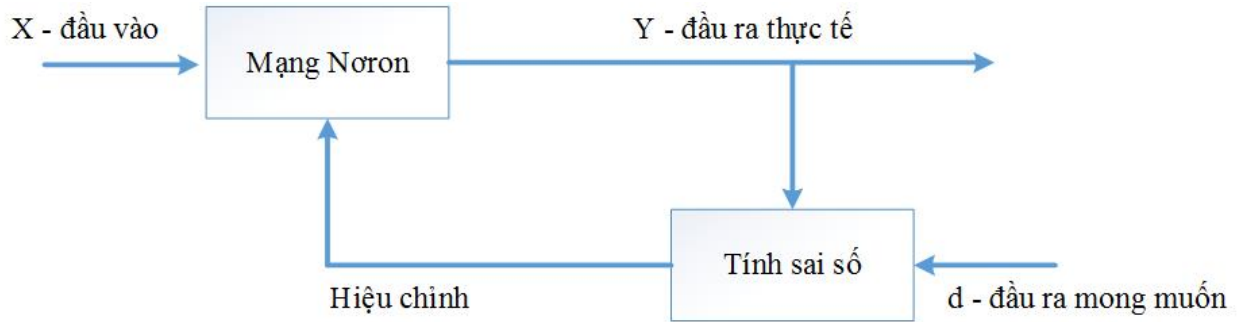
Để làm được việc đó, mạng nơron sử dụng các trọng số điều chỉnh, với nhiều phương pháp học khác nhau có thể tính toán gần đúng ma trận  $W$  cần tìm đặc trưng cho mạng. Có ba phương pháp học, mỗi phương pháp học tương ứng với một nhiệm vụ học trừu tượng:

- Học có giám sát (*Supervised Learning*)
- Học không giám sát (*Unsupervised Learning*)
- Học tăng cường (*Reinforcement Learning*)

#### 1.4.1. Học có giám sát

Là quá trình học ở mỗi thời điểm thứ  $i$  khi đưa tín hiệu  $x_i$  vào mạng nơron, tương ứng sẽ có các đáp ứng mong muốn  $d_i$  của đầu ra cho trước ở thời điểm đó. Hay nói cách khác, trong quá trình học có giám sát, mạng nơron được cung cấp liên tục các cặp số liệu mong muốn vào/ra ở từng thời điểm  $(x_1, d_1), (x_2, d_2), \dots, (x_N, d_k)$  khi cho tín hiệu vào thực là  $x_N$  sẽ tương ứng có tín hiệu đầu ra cũng được lặp lại là  $d_k$  giống như mong muốn. Kết quả của quá trình học có giám sát là tạo được một hộp đen có đầu vào là vectơ tín hiệu vào  $X$  sẽ đưa ra được câu trả lời đúng  $d$ .

Để đạt được kết quả mong muốn trên, khi đưa vào tín hiệu  $x_n$ , thông thường sẽ có sai lệch  $e_k$  giữa tín hiệu đầu ra thực  $y_k$  với tín hiệu đầu ra mong muốn  $d_k$ . Sai lệch đó sẽ được truyền ngược tới đầu vào để điều chỉnh thông số mạng nơron là ma trận trọng số  $W$ . Quá trình cứ thế tiếp diễn sao cho sai lệch giữa tín hiệu ra mong muốn và tín hiệu ra thực tế nằm trong phạm vi cho phép, kết quả nhận được ma trận trọng số với các phần tử  $w_{kN}$  đã được điều chỉnh phù hợp với đặc điểm của đối tượng hay hàm số mạng nơron cần học.



Hình 1. 9. Mô hình học có giám sát

### 1.4.2. Học tăng cường

Là phương pháp học trong đó tín hiệu  $z$  được đưa từ bên ngoài nhưng không được đầy đủ mà có thể chỉ đưa đại diện 1 bit để có tính chất kiểm tra quá trình đúng hay sai. Tín hiệu đó được gọi là tín hiệu tăng cường (*Reinforcement Signal*). Phương pháp học tăng cường chỉ là một phương pháp học riêng của phương pháp học có giám sát, bởi vì nó cũng nhận tín hiệu chỉ đạo từ bên ngoài.

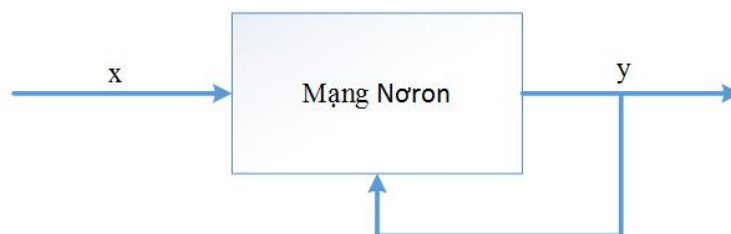
Tín hiệu giám sát bên ngoài  $z$  thường được tiến hành bởi các tín hiệu ước lượng để tạo thông tin ước lượng cho mạng nơron điều chỉnh trọng số với hy vọng sự ước lượng đó mang lại sự chính xác trong quá trình tính toán.

Mô hình học tăng cường tương tự như mô hình học có giám sát.

### 1.4.3. Học không có giám sát

Trong trường hợp này, hoàn toàn không có tín hiệu ở bên ngoài. Giá trị mục tiêu điều khiển không được cung cấp và không được tăng cường. Mạng phải khám phá các mẫu, các nét đặc trưng, tính cân đối tính tương quan.... Trong khi khám phá các đặc trưng khác, mạng nơron đã phải qua việc tự thay đổi thông số, vấn đề đó được gọi tự tổ chức (*Self – Organizing*).

Mô hình học không có giám sát được minh họa:



Hình 1. 10. Mô hình học không có giám sát

*Thông thường để huấn luyện mạng nơron, người ta sử dụng phương pháp huấn luyện mạng có giám sát, nhưng cũng có mạng thu được từ sự huấn luyện không có giám sát. Mạng huấn luyện không giám sát có thể được sử dụng trong trường hợp riêng để xác định nhóm dữ liệu.*

### **1.5. Ứng dụng của mạng nơron nhân tạo**

Với những đặc điểm của mạng nơron nhân tạo, mạng nơron đã được sử dụng để giải quyết nhiều bài toán thuộc nhiều lĩnh vực của các ngành khác nhau. Các nhóm ứng dụng mà mạng nơron nhân tạo đã được áp dụng rất có hiệu quả là:

*Bài toán phân lớp:* Loại bài toán này đòi hỏi giải quyết vấn đề phân loại các đối tượng quan sát được thành các nhóm dựa trên các đặc điểm của các nhóm đối tượng đó. Đây là dạng bài toán cơ sở của rất nhiều bài toán thực tế như

- Nhận dạng chữ viết, ký tự quang học
- Nhận dạng tiếng nói
- Phân loại gen
- Phân loại chất lượng sản phẩm

*Bài toán dự báo:* Mạng nơron nhân tạo đã được ứng dụng thành công trong việc xây dựng các mô hình dự báo sử dụng tập dữ liệu trong quá khứ để dự đoán số liệu trong tương lai. Đây là nhóm bài toán khó và rất quan trọng trong nhiều ngành khoa học.

- Dự báo lượng sử dụng khí gas
- Dự báo thời tiết

*Bài toán điều khiển và tối ưu hóa:* Nhờ khả năng học và xấp xỉ hàm mà mạng nơron nhân tạo đã được sử dụng trong nhiều hệ thống điều khiển tự động cũng như góp phần giải quyết những bài toán tối ưu trong thực tế

- Điều khiển tốc độ cơ điện điện một chiều

Tóm lại, mạng nơron nhân tạo được xem như là một cách tiếp cận đầy tiềm năng để giải quyết các bài toán có tính phi tuyến, phức tạp và đặc biệt là trong tình huống mối quan hệ bản chất vật lý của quá trình cần nghiên cứu không dễ thiết lập tường minh.

**CHƯƠNG 2**  
**MẠNG NƠN NHÂN TẠO TRUYỀN THĂNG**  
**VÀ GIẢI THUẬT DI TRUYỀN**

**2.1. Mạng nơon nhân tạo truyền thăng**

**2.1.1. Mạng perceptron một lớp**

Mạng perceptron một lớp do F.Rosenblatt đề xuất năm 1960 [8] là mạng truyền thăng chỉ một lớp vào và một lớp ra không có lớp ẩn. Trên mỗi lớp này có thể có một hoặc nhiều nơon. Mô hình mạng nơon của Rosenblatt sử dụng hàm ngưỡng đóng vai trò là hàm chuyển. Do đó, tổng của các tín hiệu vào lớn hơn giá trị ngưỡng thì giá trị đầu ra của nơon sẽ là 1, còn trái lại sẽ là 0.

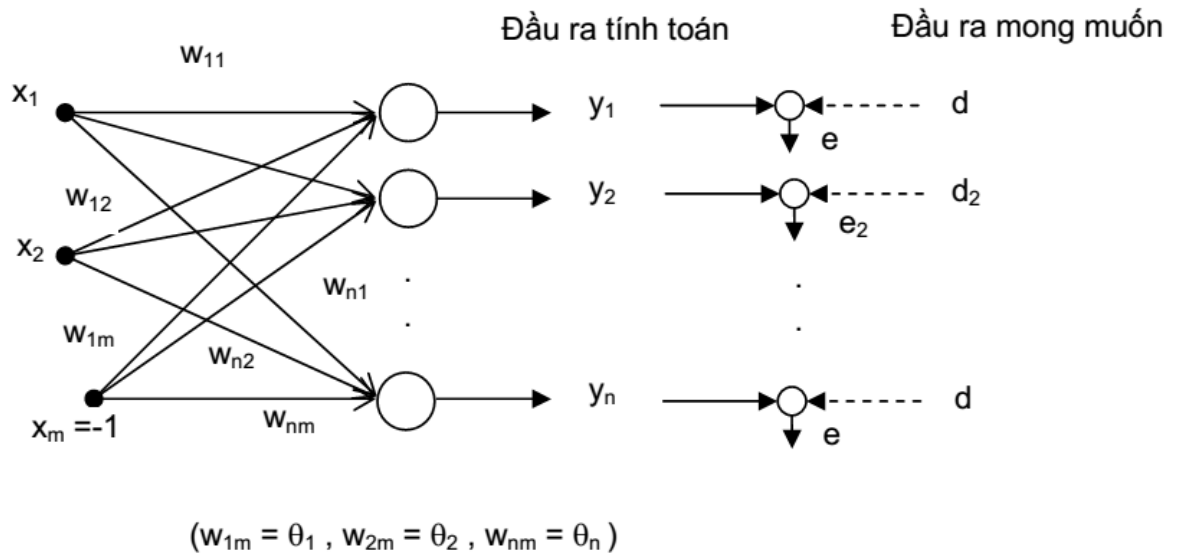
$$Out_i = \begin{cases} 1 & \text{nếu } net_i \geq \theta \\ 0 & \text{nếu } net_i < \theta \end{cases} \quad \begin{array}{l} \text{với } net_i = \sum w_{ij}x_i \text{ là tổng thông tin} \\ \text{đầu vào của nơon } i \end{array} \quad (1.5)$$

Ngay từ khi mạng Perceptron một lớp được đề xuất nó đã được sử dụng để giải quyết bài toán phân lớp. Một đối tượng sẽ được nơon  $i$  phân vào lớp A nếu

$$\text{Tổng thông tin đầu vào : } \sum w_{ij}x_i > \theta \quad (1.6)$$

Trong đó  $w_{ij}$  là trọng số liên kết từ nơon  $j$  tới nơon  $i$ ,  $x_j$  là đầu vào từ nơon  $j$ , và  $\theta$  là ngưỡng của nơon  $i$ . Trong trường hợp trái lại đối tượng sẽ được phân vào lớp B. Việc huấn luyện mạng dựa trên phương pháp học có giám sát với tập mẫu học là  $\{(x^{(k)}, d^{(k)})\}$ ,  $k = 1, 2, \dots, p$ . Trong đó  $d^{(k)} = [d_1^{(k)}, d_2^{(k)}, \dots, d_n^{(k)}]^T$  là đầu ra quan sát được tương ứng với đầu vào  $x^{(k)} = [x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_m^{(k)}]^T$  (với  $m$  là số đầu vào,  $n$  là số đầu ra và  $p$  là cặp mẫu đầu vào - đầu ra dùng cho việc học). Như vậy chúng ta mong rằng sau quá trình học, đầu ra tính toán được  $y^{(k)} = [y_1^{(k)}, y_2^{(k)}, \dots, y_n^{(k)}]^T$  sẽ bằng với đầu ra của mẫu học  $d^{(k)}$

$$y_i^{(k)} = g(w_i^t x^{(k)}) = g\left(\sum_{j=1}^m w_{ji}x_j^{(k)}\right) = d_i^{(k)} \quad \text{Với } i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p \quad (1.7)$$



Hình 2. 1. Mạng perceptron một lớp

Để bắt đầu quá trình luyện mạng, các trọng số được gán giá trị ngẫu nhiên trong khoảng  $[-3, 3]$ . Sau đó hiệu chỉnh các trọng số cho phù hợp với mẫu học để làm giảm sai số giữa  $y^{(k)}$  và  $d^{(k)}$

#### Các bước tiến hành:

- Xác định ngẫu nhiên bộ trọng số.
- Với mỗi mẫu học  $(x^{(k)}, d^{(k)})$ ,  $k=1,2, \dots, p$  thực hiện các bước:
  - Tính giá trị  $y^{(k)}$  theo công thức
  - Xác định sai số  $\delta_i$  tại nơron  $i$ :  $\delta_i = d_i - y_i$ , trong đó  $d_i$  là giá trị đầu ra quan sát được và  $y_i$  là giá trị đầu ra tính toán tại nơron thứ  $i$
  - Tính  $\Delta w_{ij}$  là số gia của trọng số  $w_{ij}$  (trọng số liên kết giữa đầu vào  $j$  tới nơron  $i$ ) theo công thức:  $\Delta w_{ij} = \eta \delta_i x_j$  trong đó  $\eta$  là tốc độ học ( $0 < \eta < 1$ )
  - Hiệu chỉnh  $w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij} = w_{ij}^{(t)} + \eta \delta_i^{(t)} x_j^{(t)}$  trong đó  $w_{ij}^{(t+1)}$  là trọng số sau khi điều chỉnh ở lần học tại thời điểm  $t$

Rosenblatt đã chứng minh rằng quá trình học của mạng Perceptron sẽ hội tụ tới bộ trọng số  $W$ , biểu diễn đúng các mẫu học với điều kiện là các mẫu này biểu thị các điểm rời rạc của một hàm khả tách tuyến tính nào đó ( $f: R^n \rightarrow R$  được gọi là khả tách tuyến tính nếu các tập  $\{F^{-1}(x_k)\}$ , với  $x_k$  thuộc miền trị của  $f$ , có thể tách được với nhau bởi các siêu phẳng trong không gian  $R^n$ ).



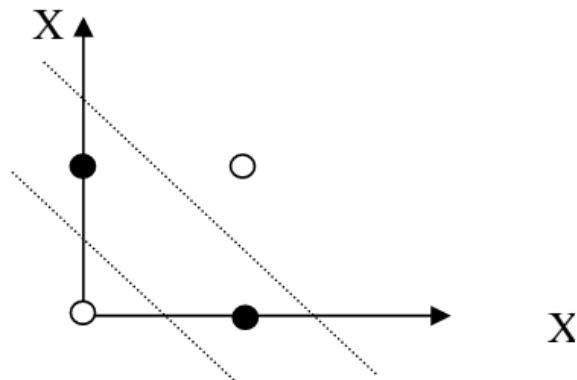
Năm 1969, Minsky và Papert đã chứng minh một cách chặt chẽ rằng lớp hàm thể hiện sự phụ thuộc giữa đầu vào và đầu ra có thể học bởi mạng Perceptron một lớp là lớp hàm khả tách tuyến tính. Khả tách tuyến tính là trường hợp tồn tại một mặt siêu phẳng để phân cách tất cả các đối tượng của một lớp này với một lớp khác, ví dụ một mặt phẳng sẽ phân chia không gian ba chiều thành hai vùng riêng biệt. Mở rộng ra, nếu có  $n$  đầu vào,  $n > 2$  thì công thức  $\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i = \theta$  tạo nên một siêu phẳng có  $n-1$  chiều trong không gian  $n$  chiều, nó chia không gian đó thành hai nửa. Trong nhiều bài toán thực tế đòi hỏi chia các vùng của các điểm trong một siêu không gian thành các lớp riêng biệt. Loại bài toán này gọi là bài toán phân lớp. Bài toán phân lớp có thể giải quyết bằng cách tìm các tham số thích hợp cho một siêu phẳng để nó có thể chia không gian  $n$  chiều thành các vùng riêng biệt.

Với tính chất của như đã nêu trên, mạng perceptron một lớp có thể mô tả các hàm logic như AND, OR và NOT. Tuy nhiên nó không thể hiện được hàm XOR. Như vậy chứng tỏ mô hình perceptron một lớp không thể giải quyết bài toán này. Vấn đề này sẽ được giải quyết bằng mô hình mạng nơron perceptron nhiều lớp (Multilayer Perceptron - MLP).

### 2.1.2. Mạng perceptron nhiều lớp

Mạng perceptron nhiều lớp (Multilayer Perceptron –MLP) còn được gọi là mạng truyền thẳng nhiều lớp là sự mở rộng của mô hình mạng perceptron với sự bổ sung thêm những lớp ẩn và các nơron trong các lớp ẩn này có hàm chuyển (hàm kích hoạt) dạng phi tuyến. Mạng MLP có một lớp ẩn là mạng nơron nhân tạo được sử dụng phổ biến nhất, nó có thể xấp xỉ các hàm liên tục được định nghĩa trên một miền có giới hạn cũng như những hàm là tập hợp hữu hạn của các điểm rời rạc.

## Giải quyết bài toán XOR với mạng MLP



Hình 2. 2. Đồ thị hàm XOR

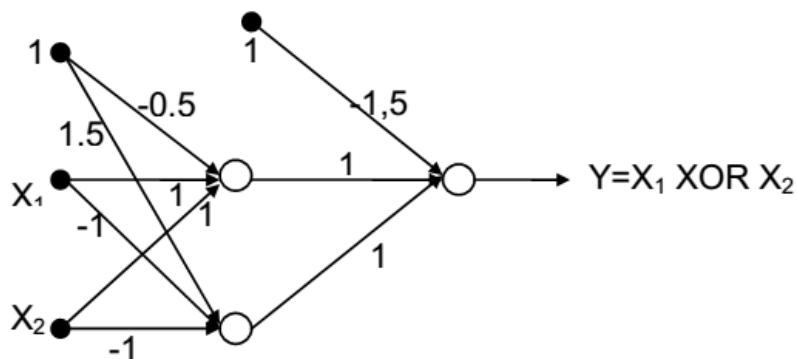
Ta thấy có thể dùng hai đường thẳng để phân tách với trường hợp hàm XOR.

$$-0,5+x_1+x_2=0 \text{ và } -1,5+x_1+x_2=0$$

Hay ta giải hệ bất phương trình

$$\begin{cases} -0,5+x_1+x_2 > 0 \\ -1,5+x_1+x_2 < 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} -0,5+x_1+x_2 > 0 \\ 1,5-x_1-x_2 > 0 \end{cases}$$

Để thấy mỗi bất phương trình ở trên có thể được thực hiện bằng một nơron và đầu ra của hai nơron này (2 bất phương trình) là đầu vào của một hàm AND. Do vậy có thể sử dụng mạng MLP sau để thực hiện chức năng của hàm XOR như sau:



Hình 2. 3. Thực hiện hàm XOR bằng mạng MLP

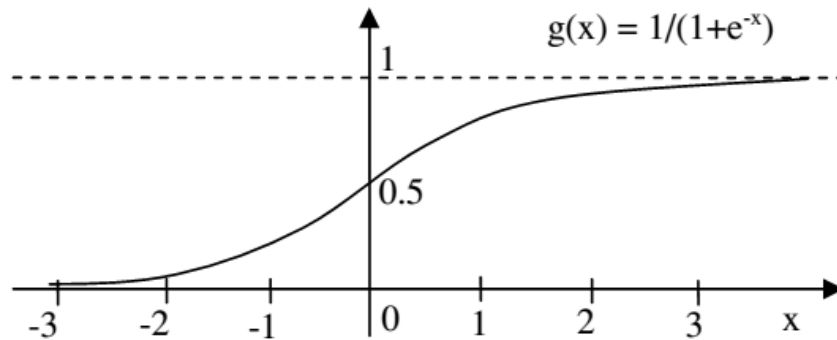
### 2.1.3. Một số vấn đề cần chú ý khi sử dụng mạng MLP

Mạng nơron perceptron nhiều lớp là loại mạng nơron được sử dụng trong nhiều ứng dụng thực tế. Tuy nhiên, để mạng có thể đưa ra kết quả tốt, chúng ta cần quan tâm đến một số vấn đề có ảnh hưởng khá quan trọng đến hiệu quả làm việc của nó

bao gồm: vấn đề chuẩn hoá số liệu đầu vào, vấn đề học chưa đủ và học quá của mạng, vấn đề lựa chọn một cấu trúc mạng phù hợp với bài toán.

## 2.2. Vấn đề chuẩn hoá số liệu đầu vào

Mạng MLP thường sử dụng hàm chuyển là hàm sigmoid có dạng như sau:



Hình 2. 4. Hàm sigmoid  $g(x) = 1/(1+e^{-x})$

Với dạng hàm này, giá trị ở đầu ra của mỗi nơron nằm trong phạm vi khoảng (0,1) và nó đạt các giá trị bão hoà (xấp xỉ 0 hay 1) khi  $|x|$  lớn. Do đó, khi đầu vào của mạng có giá trị tuyệt đối lớn thì ta cần chuẩn hoá nó về khoảng có giá trị nhỏ, nếu không thì các nơron tại các lớp ẩn ngay ban đầu đã có thể đạt giá trị bão hoà và quá trình học của mạng không đạt kết quả mong muốn. Với dạng hàm như trên thì giá trị đầu vào của mạng thường được chuẩn hoá về khoảng thuộc đoạn  $[-3, 3]$ . Mặt khác, do tín hiệu đầu ra của nơron nằm trong khoảng giá trị (0,1) nên các giá trị đầu ra thực tế trong các mẫu học cũng cần chuẩn hoá về khoảng giá trị này để có thể dùng cho quá trình luyện mạng. Do vậy trong quá trình tính toán, để có các giá trị thực tế ở đầu ra của mạng chúng ta cần phải chuyển các giá trị trong khoảng (0,1) về miền các giá trị thực tế.

## 2.3. Vấn đề học chưa đủ và học quá thuộc của mạng

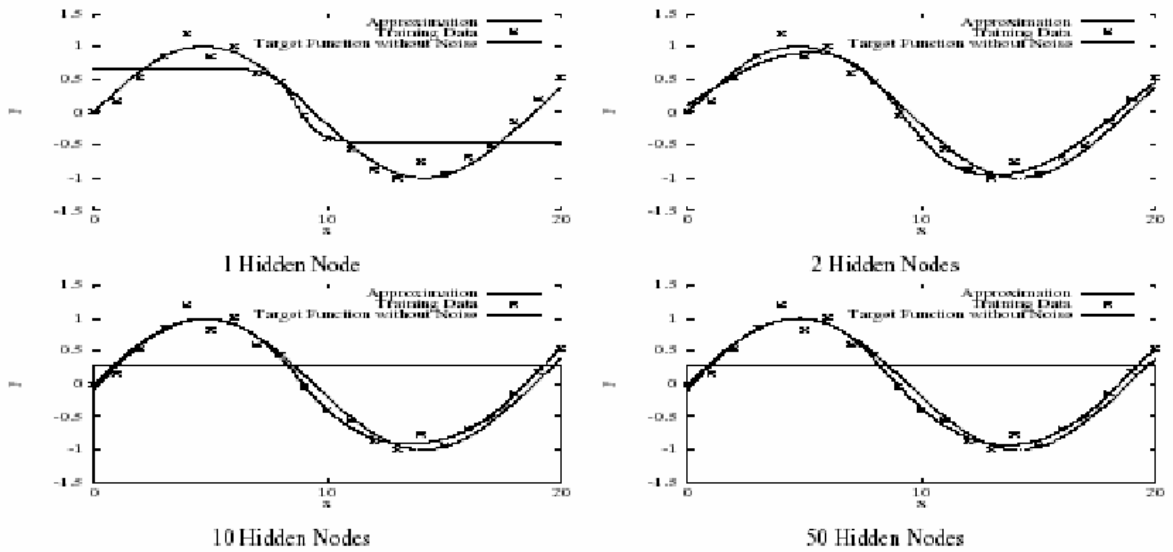
Vấn đề mấu chốt khi xây dựng một mạng nơron nhân tạo là làm thế nào mạng có khả năng tổng quát hoá cao để đưa ra kết quả tốt cả với những trường hợp đầu vào của mạng không nằm trong tập mẫu đã dùng để luyện mạng. Giống như các mô hình hồi quy phi tuyến khác, đối với mạng nơron nhân tạo ta cũng phải giải quyết hai vấn đề là ANN học chưa đủ (underfitting) và học quá (overfitting). Khi mạng có cấu trúc

(số nút ẩn và liên kết) cũng như số lần học chưa đủ so với nhu cầu của bài toán thì sẽ dẫn tới tình trạng mạng không đủ khả năng mô tả gần đúng mối quan hệ tương quan giữa đầu vào và đầu ra của quá trình cần dự báo và dẫn tới học chưa đủ. Trái lại, nếu mạng quá phức tạp (quá nhiều nút ẩn và quá nhiều tham số) và được học “quá khít” đối với các mẫu dùng để luyện mạng thì có thể dẫn tới tình trạng mạng học cả thành phần nhiễu lẫn trong các mẫu đó, đây là tình trạng “học quá thuộc” của mạng. Vấn đề nêu trên có thể làm cho nhiều loại mạng nơron, đặc biệt là mạng MLP có thể có những trường hợp cho kết quả dự đoán rất sai lệch với thực tế.

### **Một số giải pháp cho vấn đề học quá của mạng:**

- **Sử dụng tập số liệu có tính đại diện tốt để luyện mạng:** Đây được xem là một cách khá tốt để tránh hiện tượng overfitting. Khi tập mẫu dùng để luyện mạng thể hiện được nhiều trạng thái có thể xảy ra của quá trình cần nghiên cứu thì sau khi học mạng sẽ có khả năng tổng quát hoá tương đối tốt từ tập dữ liệu đó và sẽ không chịu ảnh hưởng nhiều của hiện tượng overfitting. Ngoài ra một số biện pháp dưới đây cũng có thể góp phần quan trọng giúp khắc phục hiện tượng overfitting của mạng.

- **Lựa chọn cấu trúc mô hình phù hợp:** Việc lựa chọn mô hình của mạng (số lớp ẩn, số nơron trên mỗi lớp ẩn) có ảnh hưởng quan trọng đến hiện tượng học chưa đủ (underfitting) và học quá (overfitting) của mạng. Nghiên cứu của Steve Lawrence và C.Lee Giles [12] về bài toán nội suy hàm  $y = \sin(x/3) + v$ ,  $0 \leq x \leq 20$ . với  $v$  là biến ngẫu nhiên nằm trong khoảng  $(-0.25, 0.25)$  cho thấy nếu mạng chỉ gồm một nút ẩn thì mạng không thể học được hàm này. Mạng có hai nút ẩn có khả năng tổng quát hoá tốt nhất (tuy không chính xác hoàn toàn với các mẫu nhưng nó tạo nên giá trị gần với hàm cần xấp xỉ nhất và nó đã không quá khít với nhiễu của mẫu học). Các mạng có độ phức tạp hơn (10 nút ẩn, 50 nút ẩn) tuy nó có thể học khá chính xác các mẫu được sử dụng nhưng chính điều này lại làm cho nó học quá nhiễu cả thành phần nhiễu nên khả năng tổng quát hoá giảm và dẫn tới hiện tượng học quá (overfitting).



Hình 2. 5. Nội suy hàm  $y = \sin(x/3) + v$ ,  $0 \leq x \leq 20$  sử dụng MLP

• **Dùng học đúng lúc:** Năm 1991, trong một nghiên cứu về vấn đề học quá của mạng, hai tác giả Nelson và Illingworth [14] đã đưa ra giải pháp dùng học đúng lúc để tránh hiện tượng học quá của mạng như sau:

- Tập mẫu được chia làm hai phần: một phần dùng để luyện mạng và phần còn lại để kiểm thử.
- Sử dụng các giá trị khởi tạo nhỏ
- Sử dụng hằng số tốc độ học có giá trị thấp.
- Tính toán sự thay đổi lỗi kiểm thử trong quá trình luyện mạng.
- Dùng học khi thấy lỗi kiểm thử bắt đầu tăng

#### 2.4. Lựa chọn kích thước mạng

Các công trình dựa trên định lý của Kolmogorov dự kiến rằng toàn bộ các ánh xạ liên tục từ  $[0,1]^p$  đến  $[0,1]^n$  đều có thể được xấp xỉ bằng một mạng perceptron ba lớp có lớp vào gồm  $p$  nơron, lớp ra gồm  $n$  nơron và lớp ẩn gồm  $(2p+1)$  nơron.

Tuy nhiên không thể chỉ ra được chính xác số lượng nơron tối ưu trong mạng, tính chất của các nơron, tức là dạng phi tuyến cụ thể thực hiện phép xấp xỉ này.

Một số công trình nghiên cứu về chủ đề này cho rằng số nơron tối ưu ở lớp ẩn thường nhỏ hơn  $(2p+1)$ .

Ngoài ra cũng cần phải nói cơ sở dữ liệu học phải có kích thước phù hợp với kiến trúc mạng. Theo Vapnik và Chervonenkis, cơ sở dữ liệu học phải có số mẫu thỏa mãn:

$N \approx 10.N_w$ , ở đó  $N_w$  là số trọng số của mạng.

Gọi số nơron thuộc lớp ẩn là  $L$ , số nơron ở lớp vào là  $p$  thì trọng số của các kết nối giữa lớp vào và lớp ẩn thứ nhất (kể cả ngưỡng) là:

$$D = (p+1).L$$

Theo một số kết quả nghiên cứu, số mẫu của cơ sở dữ liệu học cần phải thỏa mãn  $N \approx 4.D$

Khi số lượng mẫu của cơ sở dữ liệu học chưa đạt đến giới hạn cần thiết thì ta nên làm giảm số lượng các kết nối để tránh hiện tượng học thuộc lòng.

## **Kết luận**

Trong chương này chúng ta đã tìm hiểu các khái niệm, cấu trúc và khả năng ứng dụng của mạng nơron nhân tạo. Luận văn đã trình bày chi tiết về mạng nơron nhiều lớp truyền thẳng và các thuật toán học đối với loại mạng này. Mạng nơron nhân tạo được coi là một công cụ mạnh, mềm dẻo để giải quyết các bài toán có tính phi tuyến, phức tạp và đặc biệt trong các trường hợp mà mối quan hệ giữa các quá trình không dễ thiết lập một cách tường minh. Do đó, khả năng ứng dụng của nó là rất lớn đặc biệt trong bài toán dự báo. Trong chương tiếp theo, chúng ta sẽ nghiên cứu giải thuật di truyền và ứng dụng giải thuật di truyền vào việc tối ưu hoá trọng số của mạng nơron nhân tạo.

## **2.5. Giải thuật di truyền**

### **2.5.1. Giới thiệu giải thuật di truyền**

Giải thuật di truyền đã được đề cập trong rất nhiều tài liệu, trong đó có các công trình của D.E. Goldberg [6] và Thomas Back [5]. Phần này chỉ trình bày các khái niệm căn bản của giải thuật di truyền cũng như khả năng ứng dụng của nó.

### 2.5.2. Giới thiệu

Từ trước đến nay, trong các nghiên cứu và ứng dụng tin học đã xuất hiện nhiều bài toán chưa tìm ra được phương pháp giải nhanh và hợp lý. Phần lớn đó là các bài toán tối ưu nảy sinh trong các ứng dụng. Để giải các bài toán này người ta thường phải tìm đến một giải thuật hiệu quả mà kết quả thu được chỉ là xấp xỉ tối ưu. Trong nhiều trường hợp chúng ta có thể sử dụng giải thuật xác suất, tuy không bảo đảm kết quả tối ưu nhưng có thể chọn các giá trị sao cho sai số đạt được sẽ nhỏ như mong muốn.

Theo lời giải xác suất, việc giải bài toán quy về quá trình tìm kiếm trên không gian tập hợp các lời giải có thể. Tìm được lời giải tốt nhất và quá trình được hiểu là tối ưu. Với miền tìm kiếm nhỏ, một số thuật toán cổ điển được sử dụng. Tuy nhiên đối với các miền lớn, phải sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo đặc biệt, giải thuật di truyền là một trong những công cụ đó. Ý tưởng của GA là mô phỏng những gì mà tự nhiên đã thực hiện. GA hình thành dựa trên quan niệm cho rằng: quá trình tiến hoá tự nhiên là quá trình hoàn hảo nhất, hợp lý nhất và tự nó đã mang tính tối ưu.

*Giải thuật di truyền áp dụng quá trình tiến hóa tự nhiên để giải các bài toán tối ưu trong thực tế (từ tập các lời giải có thể 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) [5].*

Những vấn đề căn bản được đặt ra là: Áp dụng di truyền tự nhiên vào giải thuật di truyền như thế nào? Cách biểu diễn tập hợp các lời giải ra sao? Chúng ta sẽ tìm hiểu chi tiết vấn đề này trong phần tiếp theo.

### 2.5.3. Tư tưởng chính của giải thuật di truyền

Giải thuật di truyền là một loại thuật toán 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.

Khái niệm kế thừa và đấu tranh sinh tồn được giải thích qua ví dụ về sự tiến hoá của một quần thể thỏ như sau:

Có một quần thể thỏ. Trong số đó có một số con nhanh nhẹn và thông minh hơn những con khác. Những chú thỏ nhanh nhẹn và thông minh có xác suất bị chồn, cáo

ăn thịt nhỏ hơn, do đó chúng tồn tại để làm những gì tốt nhất có thể: tạo thêm nhiều thỏ tốt. Dĩ nhiên, một số thỏ chậm chạp, đàn độn cũng sống chỉ vì may mắn. Quần thể những chú thỏ còn sống sót sẽ bắt đầu sinh sản. Việc sinh sản này sẽ tạo ra một hỗn hợp tốt về “nguyên liệu di truyền thỏ”: Một số thỏ chậm chạp có con với những con thỏ nhanh, một số thỏ nhanh với thỏ nhanh, một số thỏ thông minh với thỏ đàn độn,... Và trên tất cả, thiên nhiên thỉnh thoảng lại ném vào một con thỏ “hoang dã” bằng cách làm đột biến nguyên liệu di truyền thỏ. Những chú thỏ con, do kết quả này sẽ nhanh hơn và thông minh hơn những con trong quần thể gốc vì có nhiều bố mẹ nhanh nhẹn và thông minh hơn đã thoát chết khỏi chồn, cáo. (Thật hay là những con chồn cáo cũng trải qua những tiến trình tương tự, nếu không những con thỏ sẽ trở nên nhanh chóng và thông minh đến nỗi những con chồn, cáo không thể bắt chúng được).

Khi tìm kiếm lời giải tối ưu, GA cũng thực hiện các bước tương ứng với câu chuyện đấu tranh sinh tồn của loài thỏ. GA cũng sử dụng các thuật ngữ vay mượn của di truyền học. Ta có thể nói về các cá thể (hay kiểu gen, cấu trúc) trong một quần thể, những cá thể này cũng còn được gọi là các nhiễm sắc thể (chromosome). Điều này có thể gây một chút nhầm lẫn: mỗi tế bào của một cơ thể của một chủng loại đã cho mang một số loại nhiễm sắc thể nào đó (ví dụ ở người có 46 nhiễm sắc thể), nhưng trong GA ta chỉ nói về những cá thể có một nhiễm sắc thể. Các nhiễm sắc thể được tạo thành từ các đơn vị - các gen - biểu diễn trong một chuỗi tuyến tính. Mỗi gen kiểm soát một hoặc nhiều đặc trưng. Gen với những đặc trưng nhất định có vị trí nhất định trong nhiễm sắc thể. Bất cứ đặc trưng nào của cá thể cũng có thể tự biểu hiện một cách phân biệt và gen có thể nhận một số giá trị khác nhau. Một nhóm các gen (nhiễm sắc thể) sẽ biểu diễn một lời giải của bài toán đang giải (ý nghĩa, cấu trúc của nhiễm sắc thể được người sử dụng xác định trước). Một tiến trình tiến hoá được thực hiện trên một quần thể các nhiễm sắc thể tương ứng với một quá trình tìm kiếm lời giải trong không gian lời giải.

Thực ra, GA thuộc lớp các thuật toán xác suất, nhưng lại rất khác những thuật toán ngẫu nhiên vì chúng kết hợp các phân tử tìm kiếm trực tiếp và ngẫu nhiên. Khác



biệt quan trọng giữa phương pháp tìm kiếm của GA và các phương pháp tìm kiếm khác là GA duy trì và xử lý một tập các lời giải (quần thể) - tất cả các phương pháp khác chỉ xử lý một điểm trong không gian tìm kiếm. Chính vì thế, GA mạnh hơn các phương pháp tìm kiếm hiện có rất nhiều. Cấu trúc của giải thuật di truyền đơn giản tương tự như cấu trúc của bất kì một chương trình tiến hoá nào. Ở bước lặp  $t$ , giải thuật di truyền duy trì một quần thể các lời giải (các nhiễm sắc thể),  $P(t) = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$ . Mỗi lời giải  $x'_i$  được lượng giá để biết được độ “thích nghi” của nó. Sau đó ở lần lặp thứ  $t+1$ , một quần thể mới được hình thành bằng cách chọn giữ lại những cá thể thích nghi nhất. Một số cá thể của quần thể này trải qua những biến đổi nhờ lai tạo (phép lai) và đột biến (phép đột biến), hình thành nên những lời giải mới. Phép lai kết hợp các tính chất của hai nhiễm sắc thể ‘cha’ và ‘mẹ’ để tạo ra các nhiễm sắc thể ‘con’ bằng cách hoán vị các đoạn gen tương ứng của cha và mẹ. Ví dụ: nếu cha mẹ được biểu diễn bằng vector 5 chiều  $(a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$  và  $(a_2, b_2, c_2, d_2, e_2)$ , thì lai tạo, hoán vị tại vị trí thứ 2 sẽ sinh ra các nhiễm sắc thể con  $(a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$  và  $(a_2, b_2, c_2, d_2, e_2)$ .

Phép lai cho phép trao đổi thông tin giữa các lời giải.

Khác với phép lai, phép đột biến thay đổi một cách ngẫu nhiên một hay nhiều gen của nhiễm sắc thể được chọn, thay đổi này được thực hiện với một xác suất thể hiện tốc độ đột biến. Phép đột biến cho phép đưa thêm các thông tin mới vào quần thể làm cho chất liệu di truyền phong phú thêm.

Sau đây chúng ta sẽ tìm hiểu về một giải thuật di truyền đơn giản.

## 2.5.4. Giải thuật di truyền đơn giản

### 2.5.4.1. Cấu trúc của giải thuật di truyền đơn giản

Trong giải thuật di truyền đơn giản, hệ gen của cá thể được biểu diễn thành một chuỗi nhị phân gồm 2 giá trị 0 và 1. Mỗi thành phần trong chuỗi số gọi là allele (gen tương ứng). Giải thuật di truyền đơn giản bao gồm 3 toán tử sau:

- Tái tạo (Reproduction)
- Lai ghép (Crossover)
- Đột biến (Mutation)

Xét ví dụ bài toán hộp đen như sau: Cho một hộp đen với một dãy 5 công tắc ở đầu vào. Một tổ hợp các trạng thái của 5 công tắc ứng với một tín hiệu ra (output) của hàm  $f$ , biểu diễn theo toán học là  $f(s)$ , trong đó  $s$  là một tổ hợp các trạng thái cụ thể của 5 công tắc. Mục tiêu của bài toán là phải đặt các công tắc như thế nào để đạt được giá trị tối đa có thể có của hàm  $f$ . Với những phương pháp khác của bài toán tối ưu, chúng ta có thể làm việc trực tiếp với bộ các thông số (việc đặt các công tắc) và bật tắt các công tắc từ một trạng thái này sang trạng thái khác bằng cách dùng những quy tắc chuyển đổi theo phương pháp chuyên biệt. Với giải thuật di truyền đơn giản, đầu tiên ta mã hoá dãy các công tắc thành một chuỗi có chiều dài xác định. Cách mã hoá rất tự nhiên: dùng chuỗi dài 5 kí tự gồm các giá trị 0 và 1, với quy ước '0' = tắt, '1' = mở. Ví dụ: chuỗi 11101 nghĩa là công tắc thứ 4 tắt, 4 công tắc còn lại mở. Với giải thuật di truyền đơn giản, ta không cần biết nguyên tắc làm việc của hộp đen. Giải thuật di truyền đơn giản bắt đầu với một quần thể các chuỗi và sau đó sẽ phát sinh thành công những quần thể chuỗi khác. Với bài toán hộp đen, một sự bắt đầu ngẫu nhiên bằng cách tung đồng tiền (ngửa = '1', sấp = '0') có thể sản sinh quần thể ban đầu có kích thước  $n=4$  như sau:

01101

11000

01000

10011

Tiếp theo, dưới sự tác động của các toán tử di truyền, quần thể trên sẽ tiến hoá để cho ra đời quần thể mới có độ thích nghi cao hơn.

#### **2.5.4.2. Tái tạo**

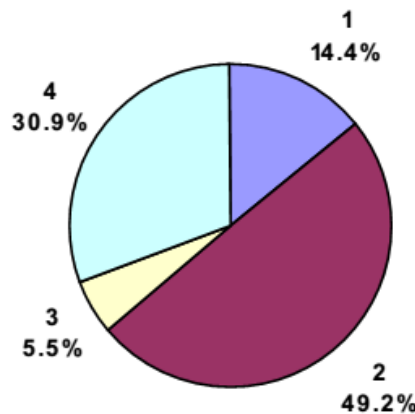
Tái tạo là một quá trình trong đó các chuỗi biểu diễn cá thể được sao chép lại tùy theo giá trị của hàm mục tiêu  $f$  (hàm thích nghi). Toán tử này được xem là quá trình chọn lọc trong tự nhiên. Hàm mục tiêu  $f(i)$  được gán cho mỗi cá thể trong quần thể. Việc sao chép lại các chuỗi tùy theo giá trị thích nghi của chúng có nghĩa là: Những chuỗi có giá trị thích nghi cao hơn sẽ có nhiều cơ hội đóng góp các chuỗi con cho thế hệ tiếp theo. Thao tác sinh sản hay còn gọi là thao tác chọn cha mẹ được điều khiển

bằng cách quay bánh xe roulette, trong đó mỗi chuỗi trong quần thể chiếm một khe có kích thước tỉ lệ với độ thích nghi (fitness) của nó trên bánh xe. Giả sử các chuỗi của quần thể ban đầu đã khởi tạo trong bài toán hộp đen có các giá trị hàm thích nghi như trong bảng sau. Lấy tổng độ thích nghi của 4 chuỗi, chúng ta được 1170. Ta sẽ tính tỉ lệ % độ thích nghi của từng chuỗi trong quần thể:

*Bảng 2. 1. Các chuỗi của bài toán mẫu và các giá trị thích nghi*

STT	Chuỗi	Độ thích nghi	Tỉ lệ (%)
1	01101	169	14.4
2	11000	576	49.2
3	01000	64	5.5
4	10001	361	30.9
<b>Tổng cộng</b>		1170	100.0

Bánh xe roulette được đánh trọng số phù hợp cho sự tái tạo của thế hệ này được thể hiện trên hình sau:



*Hình 2. 6. Sự sinh sản đơn giản phân bố các chuỗi con cháu nhờ sử dụng bánh xe roulette với các khe hở tỷ lệ với độ thích nghi*

Với bài toán hộp đen, để sinh sản chúng ta chỉ cần quay bánh xe roulette 4 lần đối với bài toán này, chuỗi 1 có giá trị thích nghi là 169, đại diện cho 14.4% bánh xe roulette, và cứ mỗi lần quay xác suất chọn chuỗi 1 là 0.144. Tương tự với các chuỗi còn lại. Mỗi khi chúng ta yêu cầu một thế hệ khác, một vòng quay đơn giản của bánh

xe đánh trọng số sẽ chọn ra được ứng cử viên để sinh sản. Bằng cách này, những chuỗi thích nghi hơn sẽ có một số lượng con cháu lớn hơn trong thế hệ kế tiếp.

### 2.5.4.3. Lai ghép

Mỗi khi một chuỗi được chọn để sinh sản, một bản sao chính xác của chuỗi đó sẽ được tạo ra. Các bản sao này được đưa vào bể ghép đôi (matingpool). Toán tử lai ghép đơn giản có thể được tiến hành theo hai bước:

**Bước 1:** Các thành viên của các chuỗi đơn giản mới ở trong bể ghép được ghép đôi với nhau một cách ngẫu nhiên.

**Bước 2:** Mỗi cặp chuỗi sẽ trải qua việc ghép chéo như sau: Một số nguyên chỉ vị trí  $k$  dọc theo chuỗi sẽ được lựa chọn qua giá trị ngẫu nhiên nằm trong khoảng từ 1 đến chiều dài chuỗi  $L-1$  ( $[1, L-1]$ ). Hai chuỗi mới sẽ được tạo ra bằng cách hoán đổi tương ứng các chuỗi ký tự từ vị trí 1 đến  $k$  và từ  $k+1$  đến  $L$  của hai chuỗi cha-mẹ cho nhau.

Ví dụ: xét 2 chuỗi  $A_1$  và  $A_2$  từ quần thể ban đầu:

$$A_1 = \mathbf{0110|1}$$

$$A_2 = 1100|0$$

Giả sử trong khi chọn một số ngẫu nhiên nằm trong khoảng từ 1 đến 4, chúng ta được  $k = 4$  (như được chỉ ra bằng dấu ngăn cách “|”). Kết quả của việc ghép chéo làm sinh ra hai chuỗi mới  $A'_1$  và  $A'_2$ , trong đó dấu ' có nghĩa là các chuỗi này là phần tử của thế hệ mới.

$$A'_1 = \mathbf{01100}$$

$$A'_2 = 11001$$

Cơ chế sinh sản và ghép chéo đơn giản, bao gồm việc sinh số ngẫu nhiên, sao chép chuỗi và trao đổi các chuỗi thành phần. Tuy nhiên, điểm cần nhấn mạnh là việc sinh sản và trao đổi thông tin có cấu trúc (dù là một cách ngẫu nhiên) của cả quá trình ghép chéo làm cho các giải thuật di truyền tăng thêm sức mạnh.

### 2.5.4.4. Đột biến

Nếu sự sinh sản theo độ thích nghi kết hợp với sự ghép chéo cho giải thuật di truyền có năng lực xử lý tốt hơn, thì sự đột biến đóng một vai trò quyết định thứ hai

trong hoạt động của giải thuật di truyền. Sự đột biến là cần thiết bởi vì: cho dù sự sinh sản và ghép chéo đã tìm kiếm hiệu quả và tái kết hợp lại các gen với nhau, nhưng thỉnh thoảng chúng có thể làm mất một vài gen hữu ích nào đó (bít 1 hay bít 0 tại những vị trí đặc biệt nào đó). Trong các hệ thống gen nhân tạo, toán tử đột biến sẽ chống lại sự mất mát không được khôi phục đó. Trong giải thuật di truyền đơn giản, đột biến là sự thay đổi ngẫu nhiên và không thường xuyên (với xác suất nhỏ) trị số vị trí của một chuỗi. Trong việc mã hóa nhị phân của bài toán hộp đen có nghĩa là chỉ cần đổi 1 thành 0 và ngược lại. Sự đột biến là một hoạt động ngẫu nhiên trong không gian chuỗi, khi được dùng cùng với sự sinh sản và ghép chéo nó sẽ là một chính sách bảo hiểm chống lại nguy cơ mất mát những gen quan trọng.

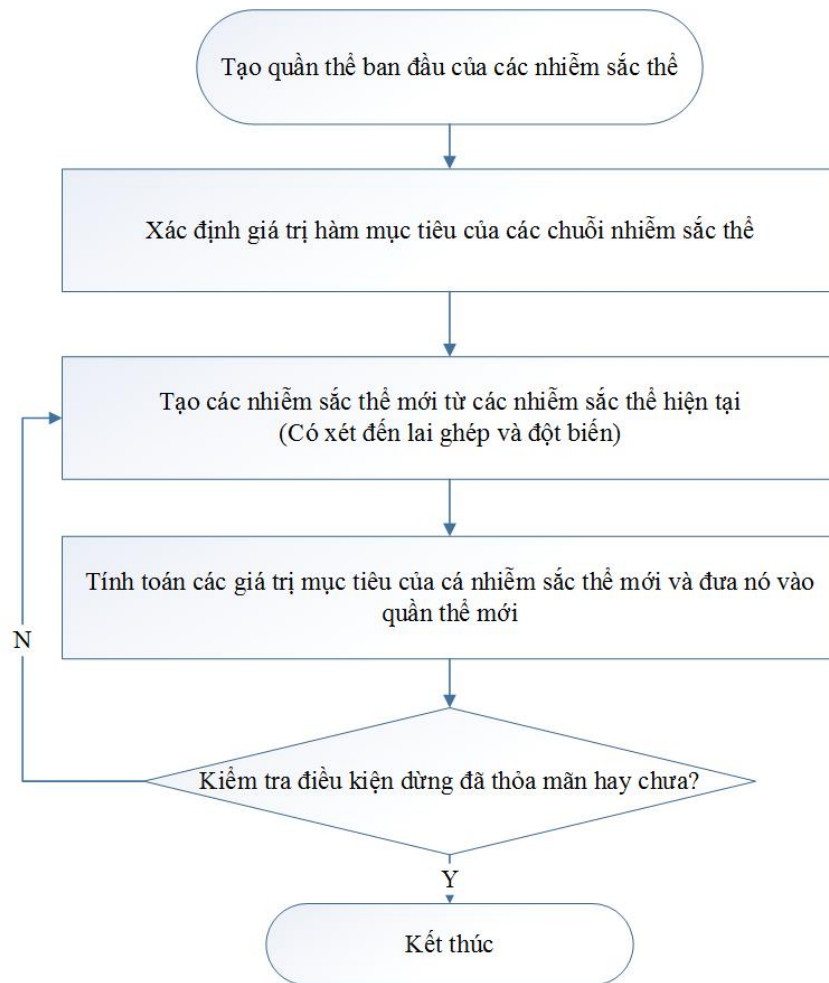
Ba toán tử tái tạo, lai ghép, đột biến được áp dụng lặp đi lặp lại để tạo ra nhiễm sắc thể mới. Coi như một thể hệ mới tương ứng với một quá trình sinh sản đã được tạo xong bao gồm một quần thể các chuỗi nhiễm sắc thể, trong giải thuật di truyền có thể sinh ra nhiều thể hệ.

### **2.5.5. Sơ đồ giải thuật di truyền đơn giản**

Giải thuật di truyền bao gồm các bước sau:

1. Khởi tạo quần thể ban đầu của các chuỗi nhiễm sắc thể.
2. Xác định giá trị hàm mục tiêu cho mỗi một chuỗi nhiễm sắc thể.
3. Tạo các chuỗi nhiễm sắc thể mới bằng sinh sản từ các chuỗi nhiễm sắc thể hiện tại, có tính đến ghép chéo và đột biến xảy ra (nếu có).
4. Xác định hàm mục tiêu cho các chuỗi nhiễm sắc thể mới và đưa nó vào trong một quần thể mới.
5. Nếu điều kiện dừng đã thỏa mãn thì dừng lại và trả về chuỗi nhiễm sắc thể tốt nhất cùng với giá trị hàm mục tiêu của nó, nếu không thì quay về bước 3.

### 2.5.5.1. Lưu đồ thuật toán



Hình 2. 7. Lưu đồ thuật toán của giải thuật di truyền đơn giản

## 2.6. Ứng dụng giải thuật di truyền vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo

Như chúng ta đã biết sử dụng giải thuật lan truyền ngược sai số để tối ưu hoá trọng số của mạng nơron nhân tạo đang được sử dụng rộng rãi hiện nay. Tuy nhiên, giải thuật này hoạt động theo cơ chế giảm gradient nên nó khó có thể tìm ra được cực trị toàn cục. Trong nghiên cứu của mình tôi sử dụng giải thuật di truyền để tối ưu hoá trọng số của mạng giúp quá trình học của mạng được tốt hơn.

Để có thể sử dụng được giải thuật di truyền vào việc học của mạng nơron cần phải thực hiện một số bước như sau:

- Xây dựng hàm giá
- Mã hoá nhiễm sắc thể
- Thực hiện giải thuật di truyền

### 2.6.1. Xây dựng hàm giá

Hàm giá này sẽ được sử dụng để tạo nên độ phù hợp của các cá thể và của cả quần thể trong GA. Trong nghiên cứu này tôi sử dụng hàm sai số căn quân phương RMSE của tập mẫu học.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{pn} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^n (y_{ij} - d_{ij})^2} \quad (1.8)$$

Trong đó:

- $Y_{ij}$ ,  $d_{ij}$  là đầu ra của mạng và đầu ra mong muốn của đầu ra thứ  $j$  tại mẫu học thứ  $i$
- $n$  là số đầu ra của mạng
- $p$  là số mẫu học

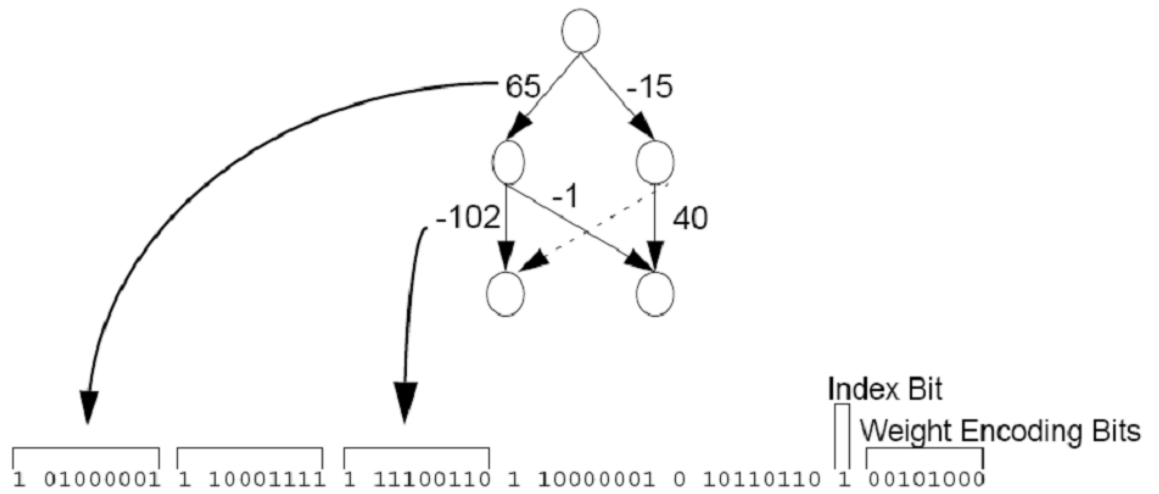
Trong quá trình tiến hoá của toàn bộ quần thể, hàm giá này sẽ dần dần đạt tới cực tiểu toàn cục.

### 2.6.2. Mã hóa nhiễm sắc thể

Mỗi cá thể trong GA sẽ thay mặt cho một bộ trọng số của mạng nơron. Ở đây ta không cần phải phân biệt trọng số nào ở lớp nào mà ta chỉ cần trái tất cả các trọng số lên sơ đồ gen của nhiễm sắc thể.

#### a. Mã hoá nhị phân

Một phương pháp mã hoá nhiễm sắc thể khá nổi tiếng do Whitley cùng các đồng tác giả [11] đề xuất gọi là GENITOR. Có một số phiên bản của GENITOR, về cơ bản mỗi trọng số của mạng được mã hoá thành một chuỗi bit như trên hình dưới. Index-bit để chỉ ra rằng kết nối có tồn tại hay không (bằng 1 - có kết nối, bằng 0 - không có kết nối). Chuỗi bit nhị phân còn lại sẽ biểu diễn giá trị của trọng số. Whitley sử dụng 8-bit để mã hoá dải giá trị từ -127 đến +127 số 0 được mã hoá 2 lần. Với cách mã hoá này các toán tử đột biến, lai ghép thực hiện khá đơn giản. Tuy nhiên, muốn tăng độ chính xác của việc mã hoá cần phải tăng số bit mã hoá trên một trọng số. Do đó, chiều dài của nhiễm sắc thể sẽ tăng theo dẫn đến việc thực thi thuật toán sẽ chậm.

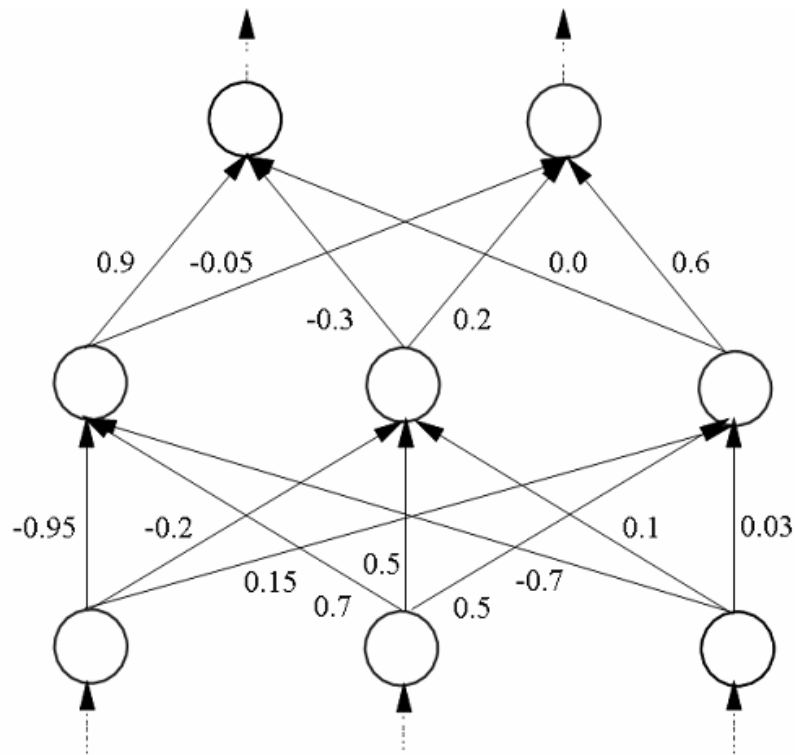


Hình 2. 8. Mã hoá nhị phân trọng số theo phương pháp GENITOR

### b. Mã hoá số thực

Montana D. và Davis L. [10] mã hoá trực tiếp các trọng số bằng các số thực là các giá trị của các trọng số. Điều này làm tăng độ chính xác của phép mã hoá cũng như giảm được kích thước của nhiễm sắc thể. Trong nghiên cứu của mình chúng tôi cũng sử dụng phương pháp này để thực hiện việc mã hoá trọng số của mạng. Các gen (trọng số) được khởi tạo ngẫu nhiên trong khoảng  $(-3, +3)$ . Tuy nhiên với kỹ thuật mã hoá này ta cần thay đổi các toán tử lai ghép, đột biến cho phù hợp.





Nhiệm sắc thể: ( 0.9 -0.05 -0.3 0.2 0.0 0.6 -0.95 -0.2 0.15 0.7 0.5 0.5 -0.7 0.1 0.03 )

Hình 2. 9. Ví dụ về phương pháp mã hoá trọng số bằng số thực

### 2.6.3. Lai ghép

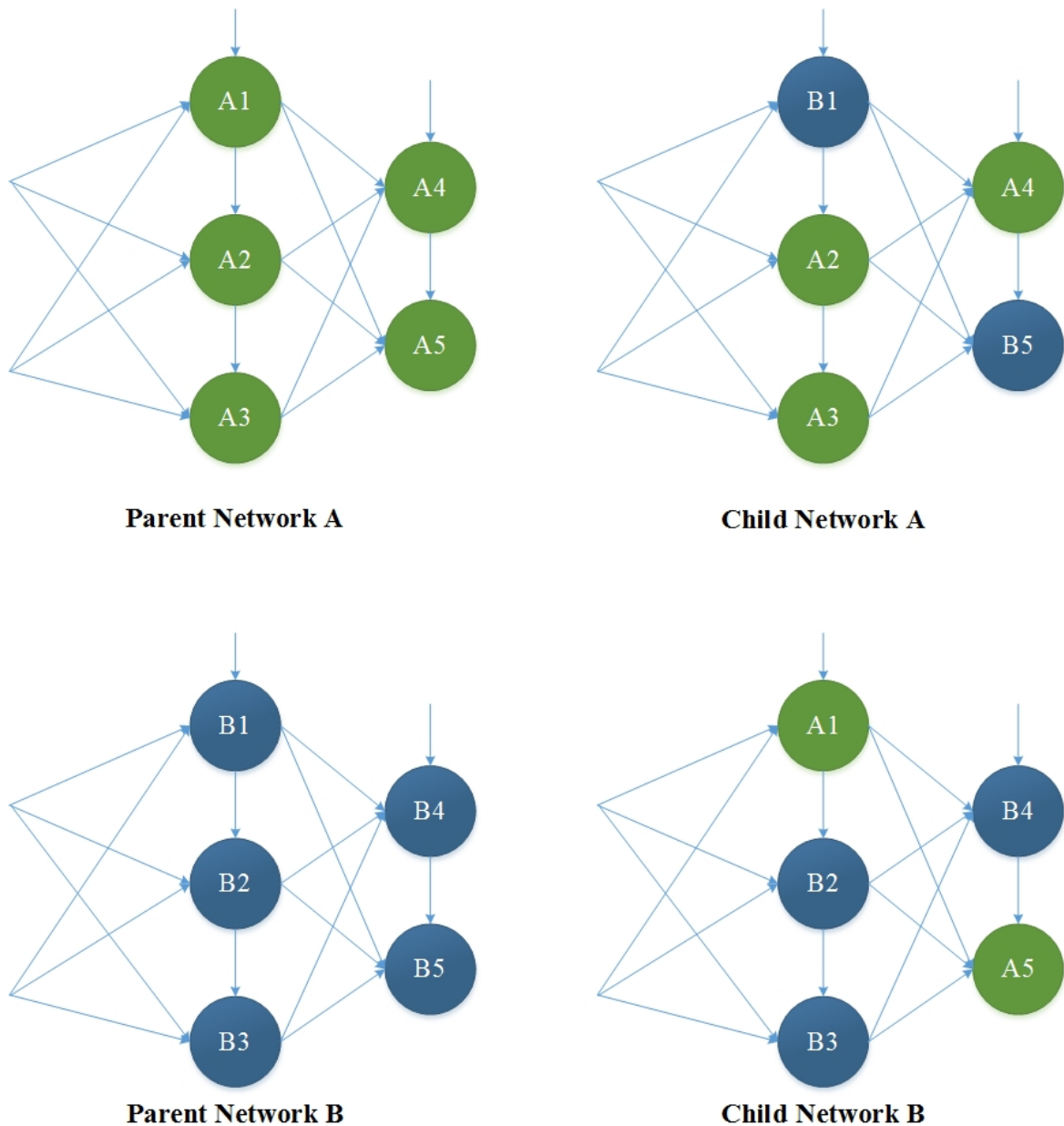
Có một số cách tiếp cận trong lai ghép giữa các nhiệm sắc thể [9].

#### a. Lai ghép trọng số (crossover-weights)

Toán tử lai ghép này sẽ đưa một giá trị vào mỗi vị trí của nhiệm sắc thể con bằng cách lấy ngẫu nhiên một giá trị tại cùng vị trí của nhiệm sắc thể cha hoặc mẹ.

#### b. Lai ghép nút (crossover-nodes)

Việc lai ghép được thực hiện giữa các nút cùng vị trí của cha và mẹ. Mỗi khi hai nút tại một lớp nào đó được lai ghép các trọng số của tất cả các liên kết đầu vào tới các nút đó sẽ được hoán vị cho nhau (Hình 2.10).



Hình 2. 10. Lai ghép nút (crossover-nodes)

#### 2.6.4. Đột biến

##### a. Đột biến trọng số (mutate weights)

Một gen (trọng số) được lựa chọn ngẫu nhiên với một xác suất  $p_{\text{mutation}}$  để tiến hành đột biến. Có hai phương pháp đột biến trọng số [9] là:

UNBIASED: với mỗi gen được chọn đột biến nó sẽ được **thay thế** bằng một giá trị ngẫu nhiên xung quanh 0.

BIASED: với mỗi gen được chọn đột biến nó sẽ được **cộng** thêm một giá trị ngẫu nhiên. Montana [9] đã thử nghiệm hai phương pháp đột biến trọng số này. Kết quả phương pháp BIASED chạy tốt hơn. Điều này có thể được giải thích là do khi chạy bộ giá trị các trọng số có xu hướng tốt hơn. Do đó, việc đột biến thay thế giá trị gốc bằng các giá trị ngẫu nhiên xung quanh giá trị gốc (BIASED) sẽ cho kết quả tốt hơn là thay thế bằng các giá trị ngẫu nhiên xung quanh 0 (UNBIASED).

**b. Đột biến nút (mutate nodes)**

Toán tử đột biến nút sẽ chọn ra  $n$  nút không phải là các nút đầu vào. Tất cả các liên kết tới các nút này sẽ lần lượt được cộng thêm một giá trị ngẫu nhiên.

### **CHƯƠNG 3**

## **ỨNG DỤNG MẠNG NƠON TRUYỀN THĂNG VÀO BÀI TOÁN ĐÁNH GIÁ CẢM QUAN THỰC PHẨM**

### **3.1. Giới thiệu bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm**

Đánh giá cảm quan thực phẩm là một thành phần quan trọng trong việc đánh giá chất lượng thực phẩm. Nó có thể được sử dụng để điều tra các thực phẩm chất lượng theo yêu cầu của người tiêu dùng cảm giác thực tế hoặc tiềm năng, phân tích mức độ ảnh hưởng của yếu tố bên ngoài đến chất lượng cảm giác, tạo cơ sở cho việc xây dựng tiêu chuẩn chất lượng cảm giác, kiểm tra chất lượng cảm quan của thực phẩm và để lựa chọn các loại thực phẩm chất lượng.

Đánh giá cảm quan thực phẩm là việc sử dụng các giác quan của con người với các phương pháp nhất định và điều kiện nhất định để kiểm tra và đánh giá các đặc tính chất lượng cảm quan thực phẩm.

Trên cơ sở của sự khác biệt trong thực phẩm đặc tính chất lượng cảm giác, đánh giá cảm quan có thể được chia thành hai loại:

- Đánh giá cảm quan phân tích
- Đánh giá cảm quan ưu đãi.

Có hai loại đặc tính chất lượng cảm quan thực phẩm:

- Đặc tính chất lượng cụ thể
- Đặc tính chất lượng sâu sắc.

Ví dụ, màu sắc, hương vị, mùi vị, hình dạng và kết cấu của thực phẩm là vốn có trong bất kỳ thực phẩm nào đó, và họ không có gì để làm với đánh giá chủ quan của một người. Việc phân tích các đặc tính các đặc tính chất lượng vốn có được gọi là *đánh giá cảm quan phân tích*. Mặt khác, đặc điểm chất lượng nhận thức được ảnh hưởng bởi sự nhạy cảm của con người và các yếu tố chủ quan. Ví dụ, những mùi thơm hấp dẫn, hương vị thơm ngon, sự xuất hiện xinh đẹp và các kết cấu dễ chịu, tất cả phụ thuộc rất nhiều vào sự phán xét toàn diện của con người dựa trên phản ứng tâm lý của họ. Phân tích các loại đặc tính chất lượng cảm giác gọi là *đánh giá cảm quan ưu đãi*.

Trong những năm gần đây, do sự phát triển mạnh mẽ của kỹ thuật phân tích, nhiều dụng cụ đo lường hiện đại, tinh vi đã được giới thiệu để phân tích những phẩm chất vốn có của thực phẩm như một phương pháp bổ sung cho đánh giá cảm quan phân tích. Nhưng những hóa chất phân tích với các công cụ đo lường hiện đại chỉ có thể xác định thành phần hóa học và trạng thái vật lý. Hơn nữa, hương vị đặc biệt của bất kì thực phẩm nhất định cũng được xác định bởi các tác động của sự đồng bộ, sự đối lập, tương phản, hội tụ của các thành phần. Không có thiết bị đo lường hiện đại nào có thể đánh giá những yếu tố này, nhưng con người có thể cảm nhận được những yếu tố đó một cách tinh tế. Vì vậy, nếu chúng ta chỉ có thể xác định mối liên hệ giữa các thành phần thực phẩm và kết quả đánh giá cảm quan của chúng ta, chúng ta sẽ có thể sử dụng kết quả phân tích công cụ để đưa ra một đánh giá cho các đặc tính chất lượng cảm quan của thực phẩm.

Về lý thuyết, sự phát triển của khoa học và công nghệ có thể thay thế đánh giá cảm quan phân tích, nhưng nó sẽ không bao giờ có thể thay thế đánh giá cảm quan ưu đãi, đánh giá cảm quan chủ yếu phụ thuộc vào con người, nói cách khác độ nhạy của các giác quan và sự phán xét chủ quan của con người đóng một vai trò quyết định. Bên cạnh đó, đánh giá này cũng có thể bị ảnh hưởng bởi tuổi tác, điều kiện sức khỏe, môi trường sống, thói quen ăn uống và quan điểm thẩm mỹ. Vì vậy, đánh giá cảm quan ưu đãi là một hành động chủ quan rất phức tạp.

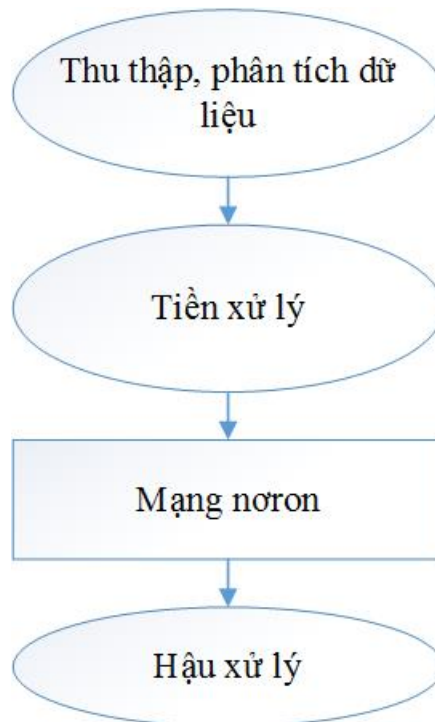
Vì vậy, cả hai đánh giá cảm quan phân tích và cảm quan ưu đãi đối mặt với vấn đề làm thế nào các thành phần của thực phẩm có liên quan đến đánh giá cảm quan của con người. Mối quan hệ này là phi kết cấu, không định lượng và không chắc chắn, và chịu sự ảnh hưởng của rất nhiều yếu tố.

Bài báo cáo này sẽ giới thiệu một cách sử dụng các mạng thần kinh nhân tạo (Neural Network) đã được áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực điều khiển thông minh, nhận biết và xử lý tín hiệu. Phương pháp này cho phép chúng ta thiết lập một cầu nối giữa các thành phần của thực phẩm và đánh giá cảm quan mà không cần phải thiết lập mô hình truyền thống.

### 3.2. Thu thập, phân tích và xử lý dữ liệu

Dữ liệu đóng vai trò rất quan trọng trong các giải pháp sử dụng mạng nơron. Chất lượng, độ tin cậy, tính sẵn có và phù hợp của dữ liệu được sử dụng để phát triển hệ thống giúp cho các giải pháp thành công. Các mô hình đơn giản cũng có thể đạt được những kết quả nhất định nếu như dữ liệu được xử lý tốt, bộc lộ được các thông tin quan trọng. Bên cạnh đó, các mô hình tốt có thể sẽ không cho ta các kết quả mong muốn nếu dữ liệu đưa vào quá phức tạp và rắc rối.

Việc xử lý dữ liệu bắt đầu bằng việc thu thập và phân tích dữ liệu, sau đó là bước tiền xử lý. Dữ liệu sau khi qua bước tiền xử lý được đưa vào mạng nơron. Cuối cùng, dữ liệu đầu ra của mạng nơron qua bước hậu xử lý, bước này sẽ thực hiện biến đổi kết quả trả về của mạng nơron sang dạng hiểu được yêu cầu của bài toán. Sau đây, ta xem quá trình xử lý dữ liệu.



Hình 3. 1. Mô hình xử lý dữ liệu

#### 3.2.1. Thu thập dữ liệu

Thu thập dữ liệu bao gồm 3 bước.

### 3.2.1.1. Xác định yêu cầu dữ liệu

Đầu tiên cần thực hiện khi lập kế hoạch thu thập dữ liệu là xác định xem các dữ liệu nào là cần thiết để có thể giải quyết bài toán. Về tổng thể, ta có thể cần sự trợ giúp của các chuyên gia trong lĩnh vực của bài toán cần giải quyết.

Ta cần phải biết

- Các dữ liệu chắc chắn có liên quan đến bài toán
- Các dữ liệu nào có thể liên quan
- Các dữ liệu nào là phụ trợ

Các dữ liệu có liên quan và có thể liên quan đến bài toán cần phải được xem là các đầu vào cho hệ thống.

### 3.2.1.2. Xác định nguồn dữ liệu

Bước kế tiếp là quyết định nơi sẽ lấy dữ liệu, điều này cho phép ta xác định được các ước lượng thực tế về những khó khăn và phí tổn cho việc thu thập dữ liệu. Nếu ứng dụng yêu cầu các dữ liệu thời gian thực, những ước lượng này cần tính đến khả năng chuyển đổi các dữ liệu tương tự thành dạng số.

Trong một số trường hợp, ta có thể chọn dữ liệu mô phỏng từ các tình huống thực tế. Tuy nhiên, cần phải quan tâm đến độ chính xác và khả năng thực hiện của dữ liệu đối với các trường hợp cụ thể.

### 3.2.1.3. Xác định lượng dữ liệu

Ta cần phải ước đoán số lượng dữ liệu cần thiết để có thể sử dụng trong việc xây dựng mạng. Nếu lấy quá ít dữ liệu thì những dữ liệu này sẽ không thể phản ánh toàn bộ các thuộc tính mà mạng cần phải học và do đó mạng sẽ không có được phản ứng mong đợi đối với những dữ liệu mà nó chưa được huấn luyện. Mặt khác, cũng không nên đưa vào huấn luyện cho mạng quá nhiều dữ liệu. Về tổng thể, lượng dữ liệu cần thiết bị chi phối bởi số các trường hợp cần luyện cho mạng. Bản chất đa chiều của dữ liệu và cách giải quyết mong muốn là các nhân tố chính xác định số các trường hợp cần luyện cho mạng và kéo theo là lượng dữ liệu cần thiết.

Việc định lượng gần đúng lượng dữ liệu cần đưa vào luyện mạng là hết sức cần thiết. Thông thường, dữ liệu thường thiếu hoàn chỉnh, do đó nếu muốn mạng có khả năng thực hiện được những điều mà ta mong đợi thì nó cần phải được luyện với lượng dữ liệu lớn hơn. Đương nhiên, nếu có được độ chính xác và hoàn chỉnh của dữ liệu thì số các trường hợp cần thiết phải đưa vào mạng có thể giảm đi.

### **3.2.2. Phân tích dữ liệu**

Có hai kỹ thuật cơ bản phân tích dữ liệu.

#### **3.2.2.1. Phân tích thống kê**

Mạng nơron có thể được xem như là một mở rộng của các phương pháp thống kê chuẩn. Các thử nghiệm có thể cho ta biết được khả năng mà mạng có thể thực hiện. Hơn nữa, phân tích có thể cho ta các đầu mối để xác định các đặc trưng.

Ví dụ, nếu dữ liệu được chia thành các lớp, các thử nghiệm thống kê có thể xác định được khả năng phân biệt các lớp trong dữ liệu thô hoặc dữ liệu đã qua tiền xử lý.

#### **3.2.2.2. Trực quan hóa dữ liệu**

Trực quan hóa dữ liệu bằng cách vẽ biểu đồ trên các dữ liệu theo một dạng thích hợp sẽ cho ta thấy được đặc trưng phân biệt của dữ liệu, chẳng hạn như: các điểm lệch hay các điểm đỉnh. Điều này nếu thực hiện được, có thể áp dụng thêm các thao tác tiền xử lý để tăng cường các đặc trưng đó.

Thông thường, phân tích dữ liệu bao gồm cả các kiểm tra thống kê và trực quan hóa. Các kiểm tra này sẽ được lặp đi lặp lại. Trực quan hóa cho ta sự đánh giá về dữ liệu và các khái niệm sơ khởi về các mẫu nằm sau dữ liệu. Trong khi các phương pháp thống kê cho phép ta kiểm thử những khái niệm này.

### **3.2.3. Xử lý dữ liệu**

#### **3.2.3.1. Tiền xử lý**

Chuyển đổi dữ liệu về khuôn dạng phù hợp đối với đầu vào của mạng nơron – điều này thường đơn giản hóa quá trình xử lý của mạng phải thực hiện trong thời gian ngắn. Các chuyển đổi này có thể bao gồm:

- Áp dụng một hàm toán học cho đầu vào



- Mã hóa các dữ liệu văn bản trong cơ sở dữ liệu
- Chuyển đổi dữ liệu sao cho nó có giá trị nằm trong khoảng  $[0, 1]$

Lựa chọn các dữ liệu xác đáng nhất – việc lựa chọn này cần cẩn thận các dữ liệu phù hợp sẽ làm cho mạng dễ xây dựng và tăng cường hiệu năng của chúng đối với các dữ liệu nhiễu.

### 3.2.3.2. Hậu xử lý

Hậu xử lý bao gồm các xử lý áp dụng cho đầu ra của mạng. Hậu xử lý hoàn toàn phụ thuộc vào các ứng dụng cụ thể và có thể bao gồm cả việc phát hiện các tham số có giá trị vượt quá khoảng cho phép hoặc sử dụng đầu ra của mạng như một đầu vào của một hệ khác. Đôi khi, hậu xử lý chỉ đơn giản là quá trình ngược lại đối với quá trình tiền xử lý.

## 3.3. Xây dựng chương trình đánh giá cảm quan thực phẩm

### 3.3.1. Các bước chính trong quá trình thiết kế xây dựng

Trước hết, dưới đây nêu ra các bước chính trong quá trình thiết kế và xây dựng một ứng dụng dựa trên mạng nơron. Có rất nhiều vấn đề cần phải xem xét khi xây dựng mạng nơron nhiều lớp sử dụng thuật toán giải thuật di truyền:

- *Tiền xử lý*
  - o Phân tích giá trị các tham số đầu vào, đầu ra của mạng.
  - o Cách thức chuẩn hóa dữ liệu: (Trung bình)/(Độ lệch chuẩn) hay max/min
- *Cấu trúc mạng*
  - o Số lớp đầu vào, số nơron trong lớp đầu vào
  - o Số lớp ẩn, số nơron trong lớp ẩn
  - o Số lớp đầu ra, số nơron trong đầu ra
  - o Hàm chuyển cho các nơron
- *Huấn luyện*
  - o Số lượng quần thể
  - o Phương pháp chọn lựa

- Xác suất lai ghép
- Xác suất đột biến
- Ngưỡng dừng lặp
- Kích thước của các tập huấn luyện, kiểm tra và kiểm định

Các bước chính cần thực hiện khi thiết kế mô hình mạng nơron sử dụng cho bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm là:

- Chọn lựa các biến
- Thu thập dữ liệu
- Tiền xử lý dữ liệu
- Phân chia tập dữ liệu thành các tập: Huấn luyện, Kiểm tra
- Xác định cấu trúc mạng
- Xác định tiêu chuẩn đánh giá
- Huấn luyện mạng
- Thực thi

### 3.3.2. Xây dựng chương trình

Chương trình đánh giá cảm quan thực phẩm – rượu vang được xây dựng dựa trên lý thuyết nói trên. Mạng sử dụng trong bài toán là mạng truyền thẳng, được huấn luyện bởi thuật toán lan di truyền.

Về tổng thể, mạng nơron truyền thẳng được huấn luyện bằng thuật toán di truyền cần có khả năng linh hoạt đáp ứng được nhiều bài toán. Trong chương trình có sử dụng các tham số như số lượng quần thể, phương pháp chọn lựa, xác suất lai ghép, xác suất đột biến, ngưỡng dừng lặp, nhằm để tăng khả năng tổng quát hóa của chương trình.

Đối với chương trình đã nêu ra ví dụ của bài toán dự báo dữ liệu: **“Bài toán đánh giá cảm quan rượu vang”**.

“Trong ngành công nghệ thực phẩm, người ta biết làm rượu vang từ 3000 năm trước công nguyên. Đến thời trung cổ nhu cầu về rượu vang khoảng 150lít/người/năm. Cho đến nay trên thế giới đã có hàng loạt rượu vang khác nhau và công nghệ chế biến rượu vang đã phát triển mức độ rất cao, trở thành nghề thật sự

mang lại tính thương mại tại nhiều quốc gia thuộc Châu Âu, Châu Mỹ... như: Pháp, Italia, Mỹ, Bồ Đào Nha, Nga, Đức, .... với tổng sản lượng gần 29 tỷ lít/năm

Trước kia nguồn nguyên liệu để sản xuất rượu vang hầu hết ở các quốc gia chỉ là quả nho chín thu hoạch từ một số giống nho đã được tuyển chọn kỹ dành riêng cho sản xuất rượu vang và được trồng ở một số vùng nhất định. Ngày nay do sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ sinh học nhất là lĩnh vực sinh hóa, vi sinh vật và nguồn nguyên liệu để sản xuất vang cũng đã chuyển dần sang một số quả khác như dâu, mơ, sori, táo, lê, dứa,..."

Sự phát triển công nghệ chế biến rượu vang tại một số quốc gia trên thế giới được thể hiện qua bảng sau:

*Bảng 3. 1. Sản lượng của 10 nước sản xuất rượu vang trên thế giới năm 2014*

<b>Nước</b>	<b>Sản lượng (triệu lít)</b>
Pháp	4500
Ý	4400
Tây Ban Nha	4300
Mỹ	2100
Argentina	1300
Úc	1000
Đức	900
Nam Phi	885
Bồ Đào Nha	700
Chi-lê	650

Từ bảng số liệu ở trên, ta nhận thấy rằng việc sản xuất rượu vang được các nhà sản xuất quan tâm do nhu cầu sử dụng của người tiêu dùng tăng cao. Vì thế, việc đánh giá rượu vang cũng góp phần quan trọng do đó cần phải xây dựng hệ dự báo tin cậy dựa trên các yếu tố lập kế hoạch hoạt động.

### 3.3.2.1. Các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng rượu vang

Phần này khá là quan trọng trong việc xây dựng mô hình là xác định và thu thập các dữ liệu huấn luyện và kiểm tra. Để đảm bảo quá trình lên men tốt cần đảm bảo các thông số ảnh hưởng đến quá trình lên men như: nhiệt độ, pH, nồng độ đường, hàm lượng CO<sub>2</sub>, nồng độ rượu....

- *Ảnh hưởng của nồng độ đường*: nếu nồng độ đường cao sẽ làm ức chế hoạt động của nấm men. Làm cho hàm lượng đường sót lại cao, lượng ethanol hình thành ít làm cho chất lượng của rượu giảm. Nếu nồng độ đường thấp sẽ không đủ cơ chất thực hiện trong quá trình lên men lượng ethanol tạo thành ít, làm cho nồng độ cồn thấp nên chất lượng rượu vang giảm.
- *Ảnh hưởng của pH môi trường*: trị số pH ảnh hưởng rất lớn đến đời sống lên men. Tùy thuộc từng loại quả khác nhau sẽ có hàm lượng axit khác nhau, tức giá trị pH khác nhau và ở từng giai đoạn sinh trưởng, giai đoạn chín khác nhau thì độ pH cũng khác nhau. Như vậy muốn nâng cao chất lượng sản phẩm cần phải điều chỉnh pH thích hợp để nấm men sinh trưởng và phát triển tốt. Việc điều chỉnh pH trong dung dịch lên men là cần thiết để tạo nhiều rượu có chất lượng tốt.
- *Ảnh hưởng CO<sub>2</sub> và nồng độ rượu*:
  - o Sự sinh sản của nấm men chậm lại khi nồng độ rượu có trong môi trường là 2% và ngừng ở nồng độ rượu là 5%. Đa số nấm men chỉ lên men được tới nồng độ rượu 12 – 14% chỉ có một số ít lên men ở nồng độ rượu 17 – 20%.
  - o Khí CO<sub>2</sub> ức chế lên men nhưng việc thoát khí CO<sub>2</sub> sẽ làm cho môi trường lên men luôn bị khuấy động, kéo dài được trạng thái lơ lửng của nấm men do đó làm tăng nhanh sự lên men.

Những yếu tố trên là những yếu tố có thể ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng rượu. Ngoài ra còn có các nhân tố khác, chẳng hạn như các ảnh hưởng của nhiệt độ, ảnh hưởng của oxy, ảnh hưởng của các thành phần trong rượu.

### 3.3.2.2. Dữ liệu đầu vào

Dữ liệu sử dụng trong mô hình này chính là các thành phần chính trong rượu vang như sau:

*Bảng 3. 2. Thành phần chính của rượu vang*

Thuộc tính	Rượu vang trắng	
	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị lớn nhất
Fixed Acidity (g(axit tartaric)/dm <sup>3</sup> )	3.8	14.2
Volatile Acidity (g(axit axetic)/dm <sup>3</sup> )	0.08	1.1
Citric Acid (g/dm <sup>3</sup> )	0	1.66
Residual Sugar (g/dm <sup>3</sup> )	0.6	65.8
Chlorides (g(sodium chloride)/dm <sup>3</sup> )	0.009	0.346
Free sulfur dioxide (mg/dm <sup>3</sup> )	2	289
Total Sulfur Dioxide (mg/dm <sup>3</sup> )	9	440
Density (g/cm <sup>3</sup> )	0.98711	1.03898
pH	2.72	3.82
Sulphates (g(potassium sulphate)/ dm <sup>3</sup> )	0.22	1.08
Alcohol (% vol.)	8	14.2

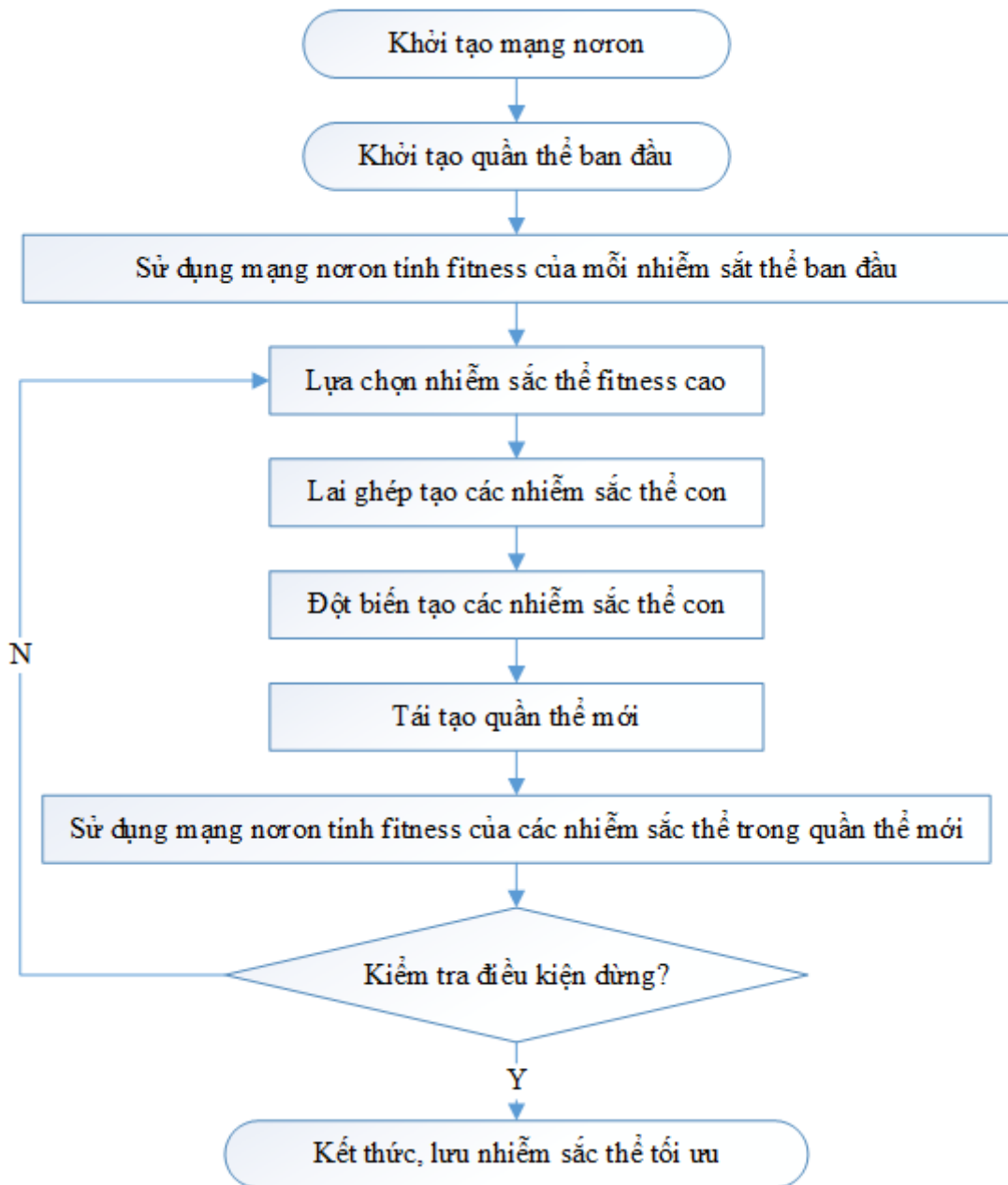
### 3.3.2.3. Tiền xử lý

Tiền xử lý dữ liệu lên quan đến việc phân tích và chuyển đổi các giá trị tham số đầu vào, đầu ra của mạng để tối thiểu hóa nhiễu. Các đầu vào, đầu ra của mạng nơron hiếm khi được đưa trực tiếp vào mạng. Chúng được chuẩn hóa vào khoảng cận trên và cận dưới của hàm truyền (thường là giữa đoạn [0; 1] hoặc [-1; 1])

### 3.3.2.4. Huấn luyện

Bài toán sử dụng mạng nơron truyền thẳng kết hợp giải thuật di truyền để huấn luyện.

#### a. Lưu đồ huấn luyện



Hình 3. 2. Lưu đồ huấn luyện

## b. Các bước huấn luyện

### Bước 1: Khởi tạo mạng nơron truyền thẳng

- Số lượng đầu vào là 11, số nơron tầng vào là 11.
- Số nơron tầng ẩn được lựa chọn theo công thức sau:

$$m \leq (2p+1)$$

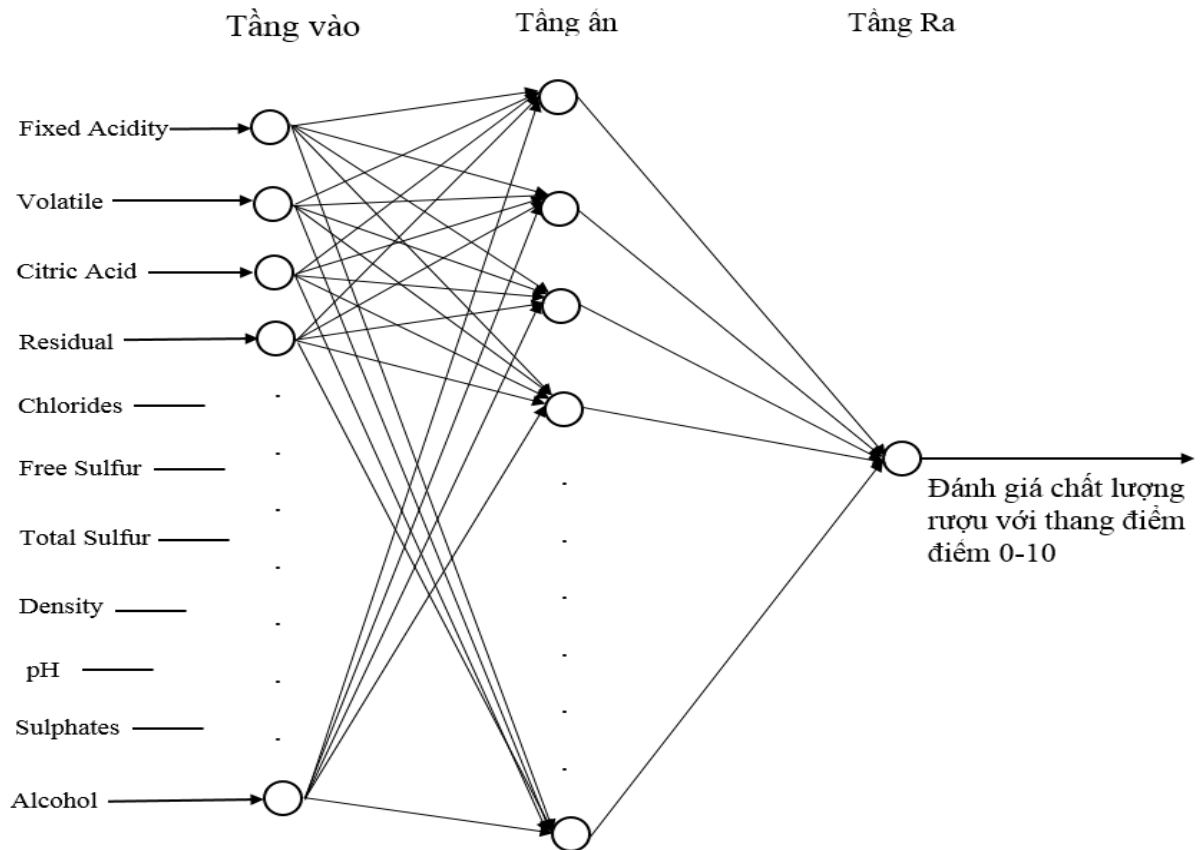
Trong đó:

$m$  là số nơron tầng ẩn

$p$  là số neuron tầng vào

- Số neuron tầng ra 1 neuron.
- Hàm truyền được sử dụng trong mạng là hàm Sigmoid.

Xây dựng được mô hình cấu trúc mạng neuron cho bài toán như sau:

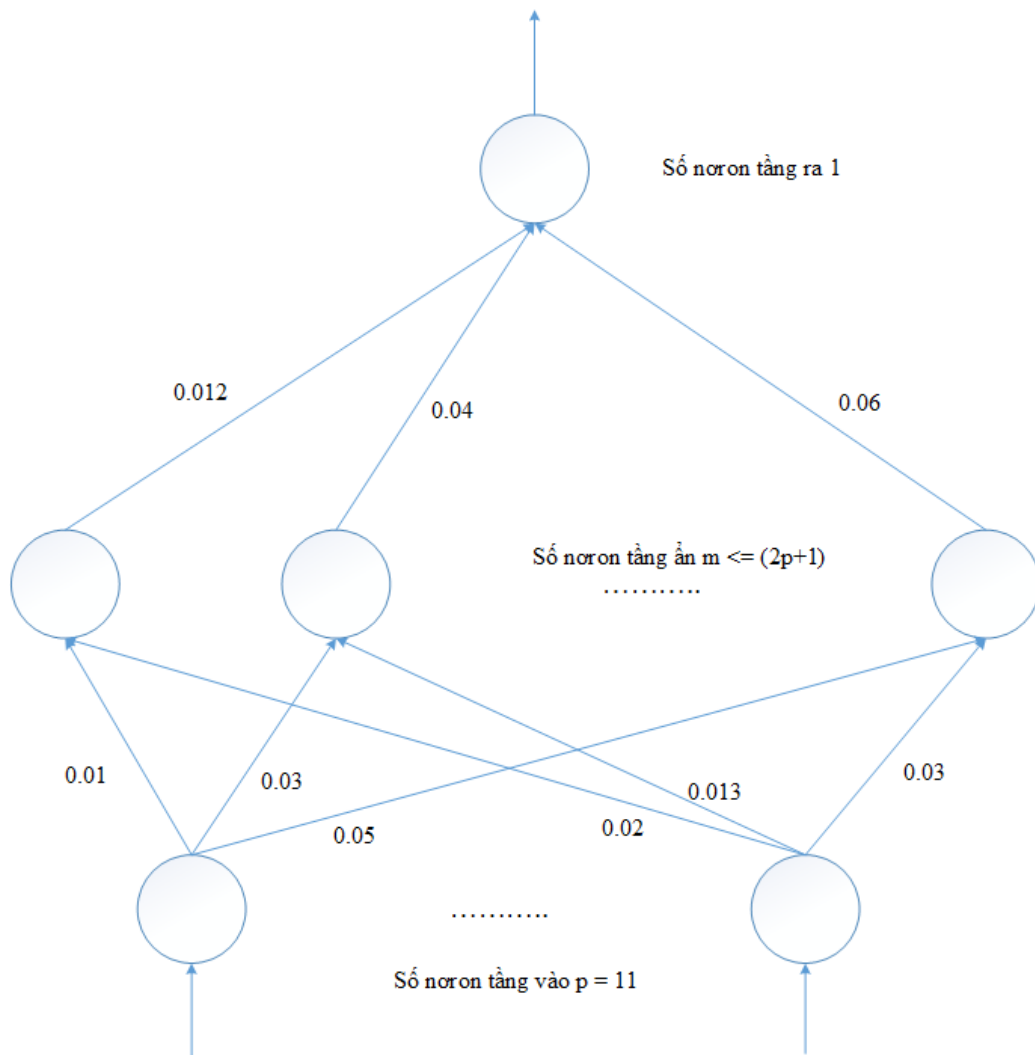


Hình 3. 3. Mô hình cấu trúc mạng neuron truyền thẳng ứng dụng trong bài toán

### Bước 2: Khởi tạo quần thể ban đầu

Các tham số khởi tạo quần thể:

- Số lượng quần thể (mặc định) 400 nhiễm sắc thể.
- Mỗi nhiễm sắc thể tương ứng với một bộ trọng số cho mạng neuron truyền thẳng được khởi tạo ở Bước 1.
- Nhiễm sắc thể được mã hóa ở dạng số thực.



Hình 3. 4. Mã hóa nhiễm sắc thể bằng số thực

Nhiễm sắc thể: (0.01, 0.03, 0.05, ...0.02, 0.013, 0.03, 0.012, 0.04, ..., 0.06)

- Số lượng gen trong một nhiễm sắc thể được tính như sau:

$$mg = (p * m) + (m * n) + m + n$$

Trong đó:

mg số lượng gen trong 1 nhiễm sắc thể.

p số nơron tầng vào (cụ thể bài toán này p = 11).

m số nơron tầng ẩn ( $m \leq (2p+1)$ ).



n số nơron tầng ra (cụ thể bài toán này n = 1).

**Bước 3:** Sử dụng mạng nơron truyền thẳng tính fitness của mỗi nhiễm sắc thể được khởi tạo ở *Bước 2*

- Ứng với mỗi nhiễm sắc thể (*một bộ trọng số của mạng nơron*) tính tổng error trên toàn tập mẫu học.

$$\text{terror} = \sum_{i=0}^n |y_i - d_i|$$

$$\text{fitness} = 1 / \text{terror}$$

- Trong đó:

terror là tổng error ứng với mỗi nhiễm sắc thể (*một bộ trọng số của mạng nơron*)

$y_i$  là giá trị output tính toán của mạng nơron truyền thẳng ứng với mẫu học thứ  $i$ .

$d_i$  là giá trị output mong muốn ứng với mẫu học thứ  $i$ .

- Sắp xếp quần thể theo giảm dần fitness.

**Bước 4:** Lựa chọn một nhiễm sắc thể có fitness cao nhất

**Bước 5:** Lại ghép

- Sử dụng phương pháp bánh xe roulette để lựa chọn các nhiễm sắc thể cha mẹ có fitness cao.
- Sau đó thực hiện lai ghép hai nhiễm sắc thể cha mẹ để tạo ra các nhiễm sắc thể con mới.
- Số lượng các nhiễm sắc thể được lai ghép còn được phụ thuộc vào xác suất lai ghép.

**Bước 6:** Đột biến

- Các nhiễm sắc thể mới được tạo ra ở Bước 5 đều được đột biến phụ thuộc vào xác suất đột biến.

**Bước 7:** Thực hiện giống *Bước 3* để tính fitness trên quần thể mới

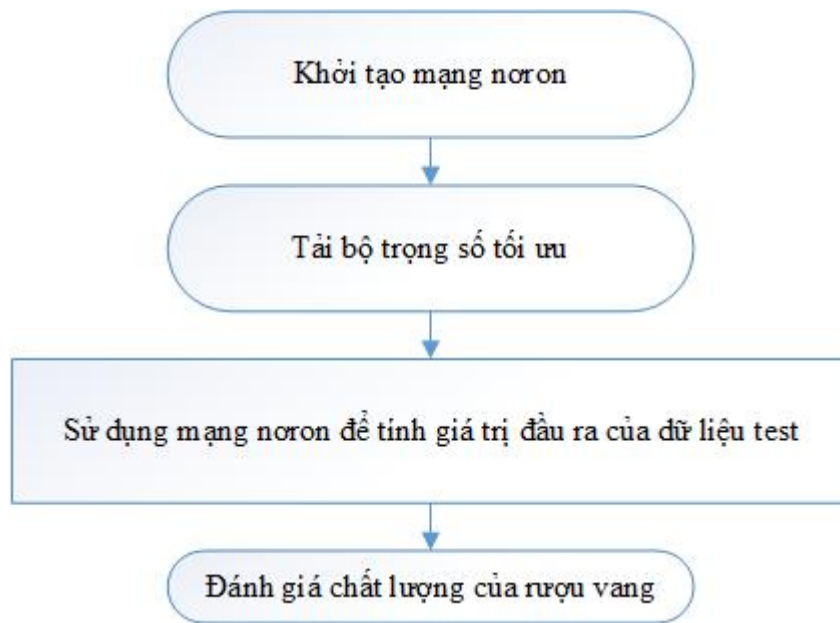
**Bước 8:** So sánh điều kiện dừng

- Nếu thỏa điều kiện dừng:
  - o Kết thúc huấn luyện
  - o Lưu nhiệm sắc thể (*bộ trọng số*) tối ưu
- Nếu không thỏa điều kiện dừng:
  - o Quay lại *Bước 4*

### 3.3.2.5. Kiểm thử kết quả

Sử dụng mạng nơron truyền thẳng để đánh giá cảm quan thực phẩm.

#### a. Lưu đồ kiểm thử



Hình 3. 5. Lưu đồ kiểm thử

#### b. Các bước kiểm thử

**Bước 1:** Khởi tạo mạng nơron truyền thẳng

Sử dụng lại mạng nơron truyền thẳng đã được khởi tạo trong *Bước 1 (3.3.3.4. Huấn luyện)*

**Bước 2:** Tải bộ trọng số tối ưu

Tải bộ trọng số đã được huấn luyện được ở phần trên

**Bước 3:** Tính giá trị đầu ra của dữ liệu test

Ứng với mẫu dữ liệu test mạng nơron tính được giá trị đầu ra tương ứng

**Bước 4:** Đánh giá chất lượng rượu vang

Căn cứ vào kết quả đầu ra tính toán của mạng nơron trên từng mẫu dữ liệu test đánh giá được chất lượng rượu vang theo thang điểm 0-10.

**3.3.3. Cài đặt phần mềm đánh giá cảm quan thực phẩm**

Để ứng dụng mạng nơron truyền thẳng và giải thuật di truyền vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm, em xây dựng phần mềm mô phỏng mạng nơron truyền thẳng sử dụng giải thuật di truyền để huấn luyện mạng.

Phần mềm được xây dựng trên nền tảng ngôn ngữ C#, sử dụng thư viện .NET Framework 4.5.2, EntityFramework 5.0, Genetic Algorithm Framework. Mô hình mạng nơron, giải thuật di truyền được tự cài đặt lập trình.

Cấu hình hệ thống yêu cầu để cài đặt phần mềm là:

- CPU: core i3
- RAM: 2G
- Dung lượng đĩa cứng: 120G
- Hệ điều hành: Windows 7

**3.3.3.1. Giao diện phần mềm****a. Giao diện tải dữ liệu huấn luyện**



Trong giao diện này cấu hình thông số mạng nơron nhân tạo truyền thẳng và thông số giải thuật di truyền

Cấu hình mạng nơron truyền thẳng:

Số nơron tầng vào là 11

Số nơron tầng ẩn là 15

Số nơron tầng ra là 1

Cấu hình thông số giải thuật di truyền:

Số lượng cá thể trong quần thể (Population Size) là 400

Số lần lặp (Termination Learning) là 2000

Phương pháp chọn lựa (Elite = true)

Giá trị chọn lựa là (Select Elite) 5%

Xác suất lai ghép (Crossver Value) 0.3

Phương pháp lai ghép (Crossver Type) Single Point, Double Point

Xác suất đột biến (Mutate Value) 0.1

Ngưỡng dừng lặp là (Fitness = 100)

Phương pháp thay thế (Replacement Method) Generational Replacement, Delete Last

Giá trị thay thế ngẫu nhiên (Random Replace Value) 10 %

Phương pháp sao chép (Copy Method) Random, Fitness

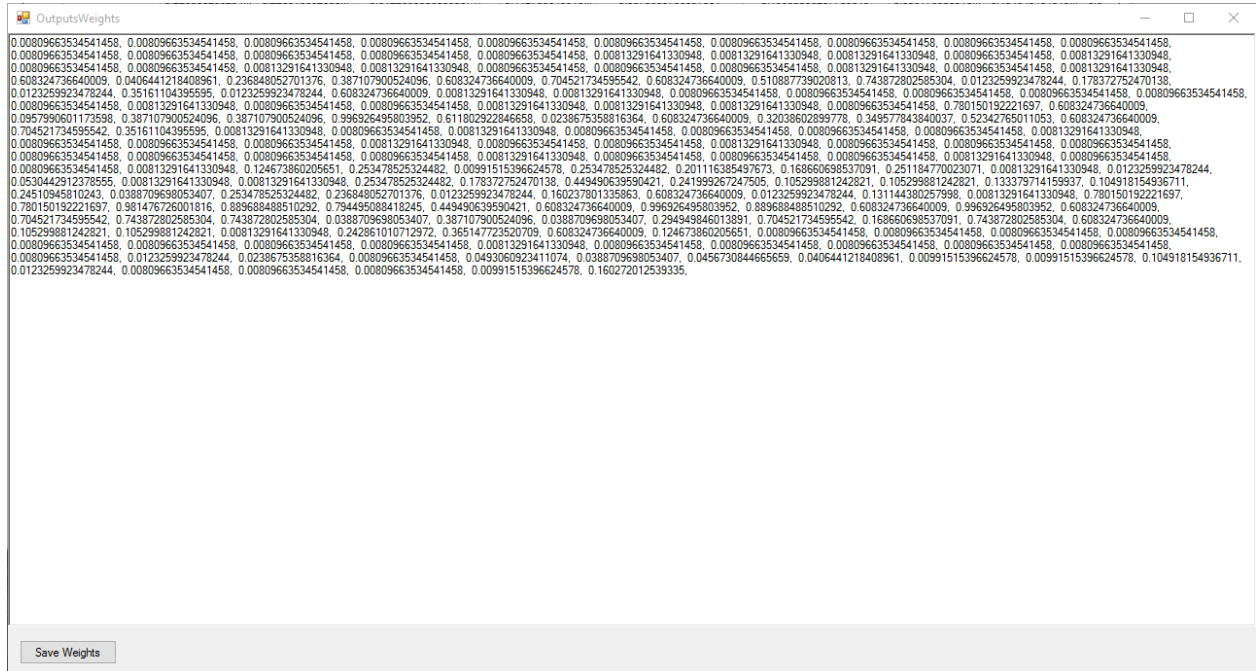
Giá trị sao chép (Copy Value) 50%

Kiểu dữ liệu trong số (Object Based Genes) trong bài toán sử dụng kiểu số thực (Real)

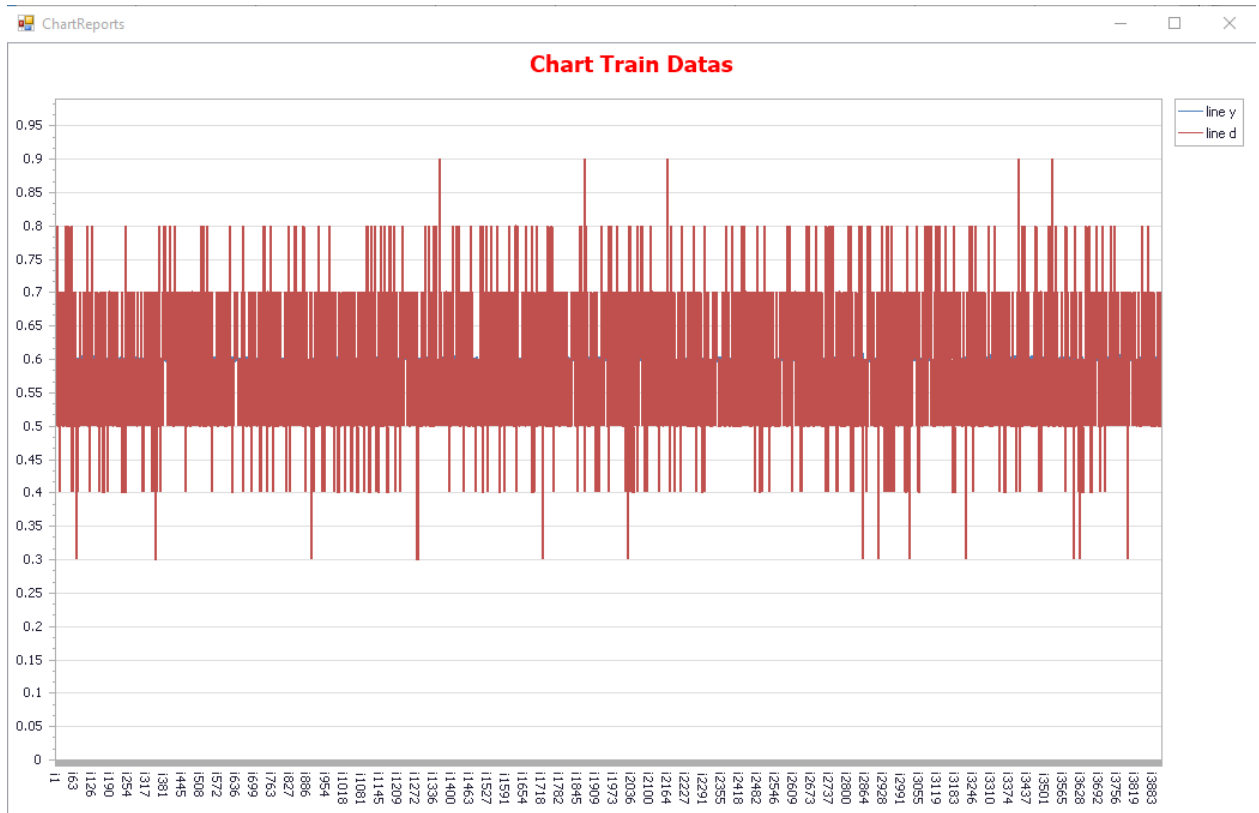
(Các thông tin cấu hình cụ thể về từng giá trị được trình bày chi tiết ở phần Phụ Lục)



### e. Giao diện xuất bộ trọng số tối ưu



### f. Giao diện Chart Train



### g. Giao diện Train error

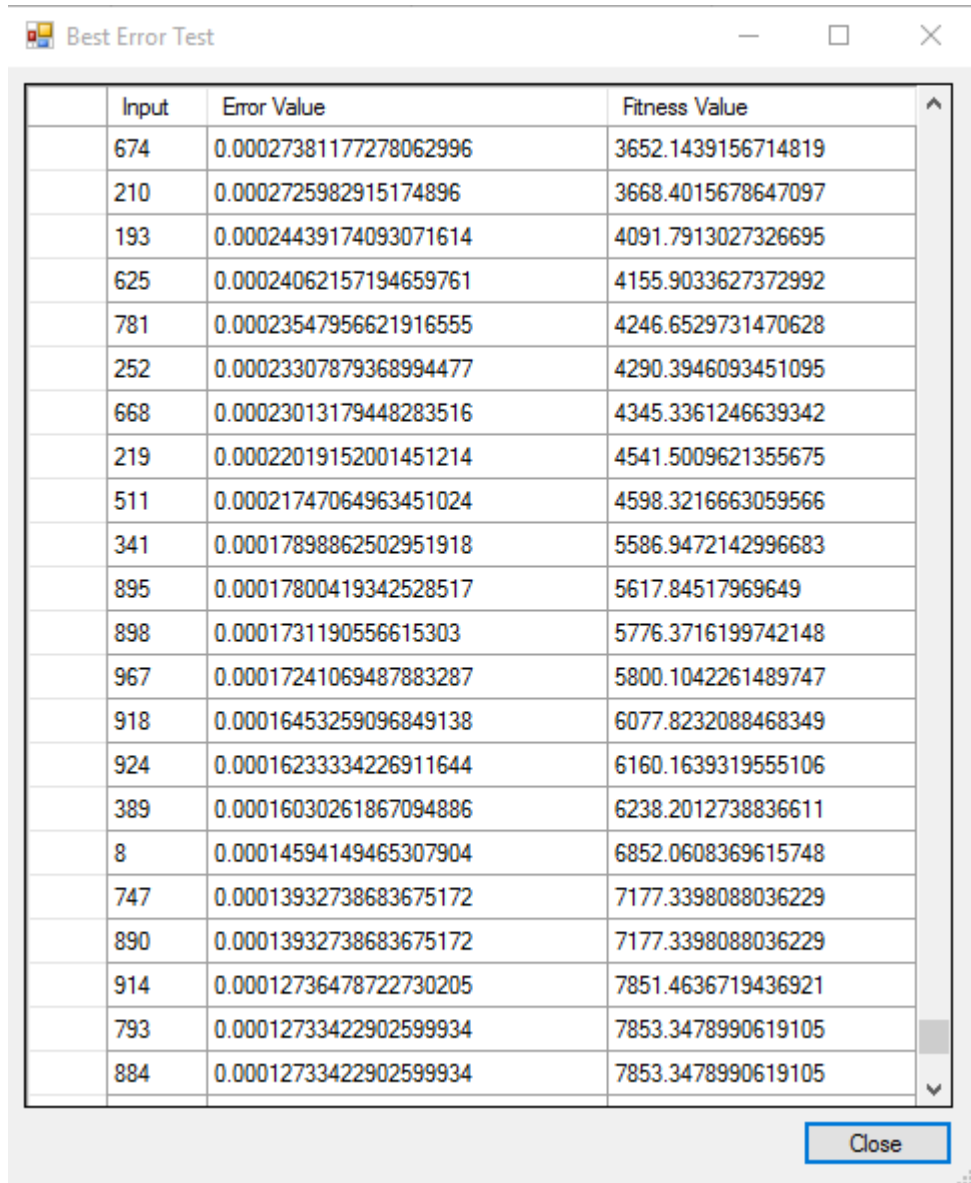
Best Error Train

Input	Error Value	Fitness Value
3887	0.000993643218355933	1006.3974488293544
3902	0.00099207040410476122	1007.9929769726317
2975	0.00098573217562558657	1014.4743417402992
132	0.000985714311498631	1014.4927270860557
2443	0.00098505893750588935	1015.1676838057432
1374	0.00098492414990236643	1015.3066102594073
185	0.000978795081695072	1021.6643081902348
691	0.000977659390687835	1022.8511171937367
685	0.00097498628288306133	1025.6554554213547
1323	0.00097469038922748386	1025.9668209025597
3379	0.00097223133934754014	1028.5617831154211
1775	0.00096663872859126254	1034.5126575441032
2792	0.00096595610030203449	1035.2437338377185
959	0.000961039222672766	1040.5402572632565
2207	0.000958322499124642	1043.4900577972733
756	0.00094751813337390356	1055.3887728134764
3332	0.00093788504338376821	1066.2287527180613
307	0.000937045439807549	1067.1841060401305
1047	0.00093134366453129225	1073.7175095331322
2822	0.00092939356867993705	1075.9704324405307
65	0.00092808096310470489	1077.4922013858627
2834	0.00092543297402902791	1080.5752853675961

Close

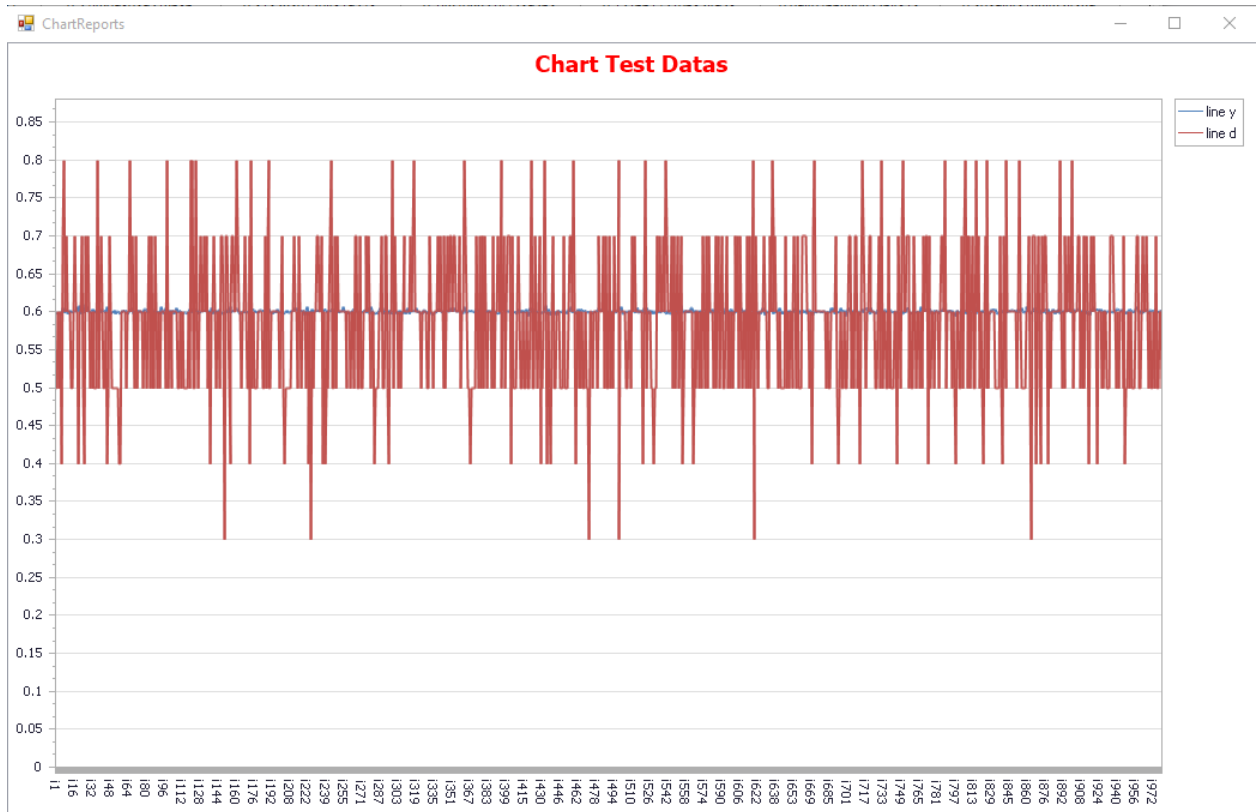


### h. Giao diện Test error



Input	Error Value	Fitness Value
674	0.00027381177278062996	3652.1439156714819
210	0.0002725982915174896	3668.4015678647097
193	0.00024439174093071614	4091.7913027326695
625	0.00024062157194659761	4155.9033627372992
781	0.00023547956621916555	4246.6529731470628
252	0.00023307879368994477	4290.3946093451095
668	0.00023013179448283516	4345.3361246639342
219	0.00022019152001451214	4541.5009621355675
511	0.00021747064963451024	4598.3216663059566
341	0.00017898862502951918	5586.9472142996683
895	0.00017800419342528517	5617.84517969649
898	0.0001731190556615303	5776.3716199742148
967	0.00017241069487883287	5800.1042261489747
918	0.00016453259096849138	6077.8232088468349
924	0.00016233334226911644	6160.1639319555106
389	0.00016030261867094886	6238.2012738836611
8	0.00014594149465307904	6852.0608369615748
747	0.00013932738683675172	7177.3398088036229
890	0.00013932738683675172	7177.3398088036229
914	0.00012736478722730205	7851.4636719436921
793	0.00012733422902599934	7853.3478990619105
884	0.00012733422902599934	7853.3478990619105

## i. Giao diện Chart Test



### Kết quả thử nghiệm

Với bộ dữ liệu huấn luyện gồm 4898 mẫu học.

Cấu hình mạng nơron truyền thẳng:

Số nơron tầng vào là 11

Số nơron tầng ẩn là 15

Số nơron tầng ra là 1

Cấu hình thông số giải thuật di truyền:

Số lượng cá thể trong quần thể (Population Size) là 400

Số lần lặp (Temintion Learning) là 2000

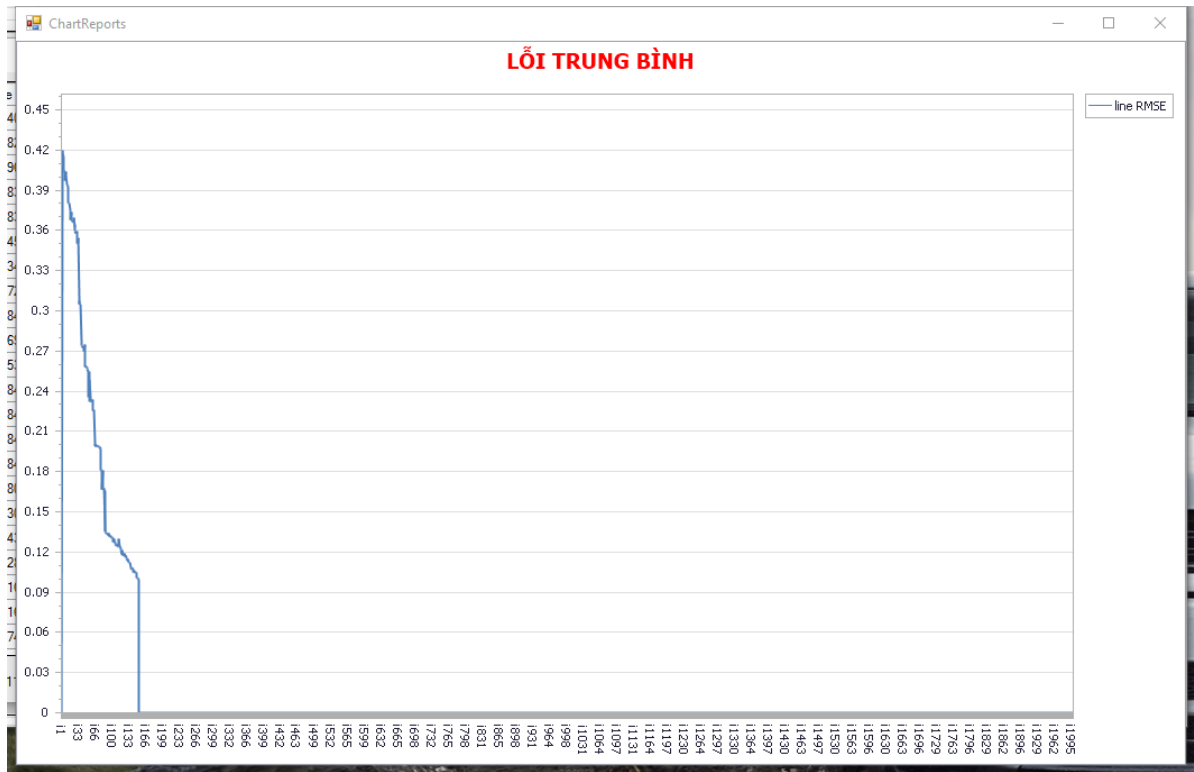
Ngưỡng dừng lặp là (Fitness = 100)

Dưới đây là bảng thống kê so sánh về sai số khi thay đổi xác suất lai ghép và xác suất đột biến.

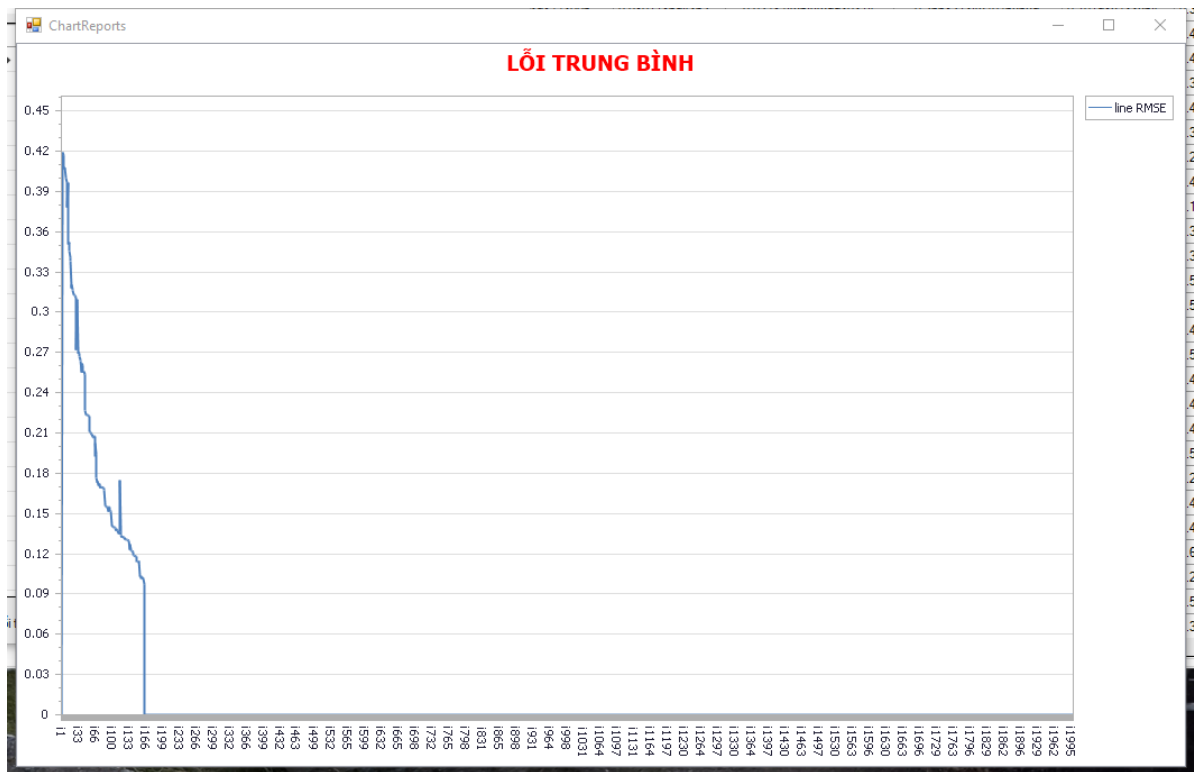
*Bảng 3. 3. thống kê so sánh về sai số khi thay đổi xác suất lai ghép*

<b>Lần chạy thử</b>	<b>Xác suất lai ghép</b>	<b>Xác suất đột biến</b>	<b>Sai số trung bình</b>
<b>1</b>	0.1	0.1	0.03027931666
<b>2</b>	0.3	0.1	0.0227703677
<b>3</b>	0.4	0.1	0.0211134457
<b>4</b>	0.5	0.1	0.0199691523
<b>5</b>	0.6	0.1	0.0187764163
<b>6</b>	0.7	0.1	0.0185093780
<b>7</b>	0.8	0.1	0.0201721973
<b>8</b>	0.9	0.1	0.0178807827
<b>9</b>	1	0.1	0.0172754215
<b>10</b>	1	0.2	0.0174875985
<b>11</b>	0.8	0.3	0.0191294154
<b>12</b>	0.8	0.4	0.0191391410
<b>13</b>	0.8	0.5	0.0183207866
<b>14</b>	0.8	0.6	0.0184763009
<b>15</b>	0.8	0.7	0.0165941370
<b>16</b>	0.8	0.8	0.0192049562
<b>17</b>	0.8	0.9	0.0166796399

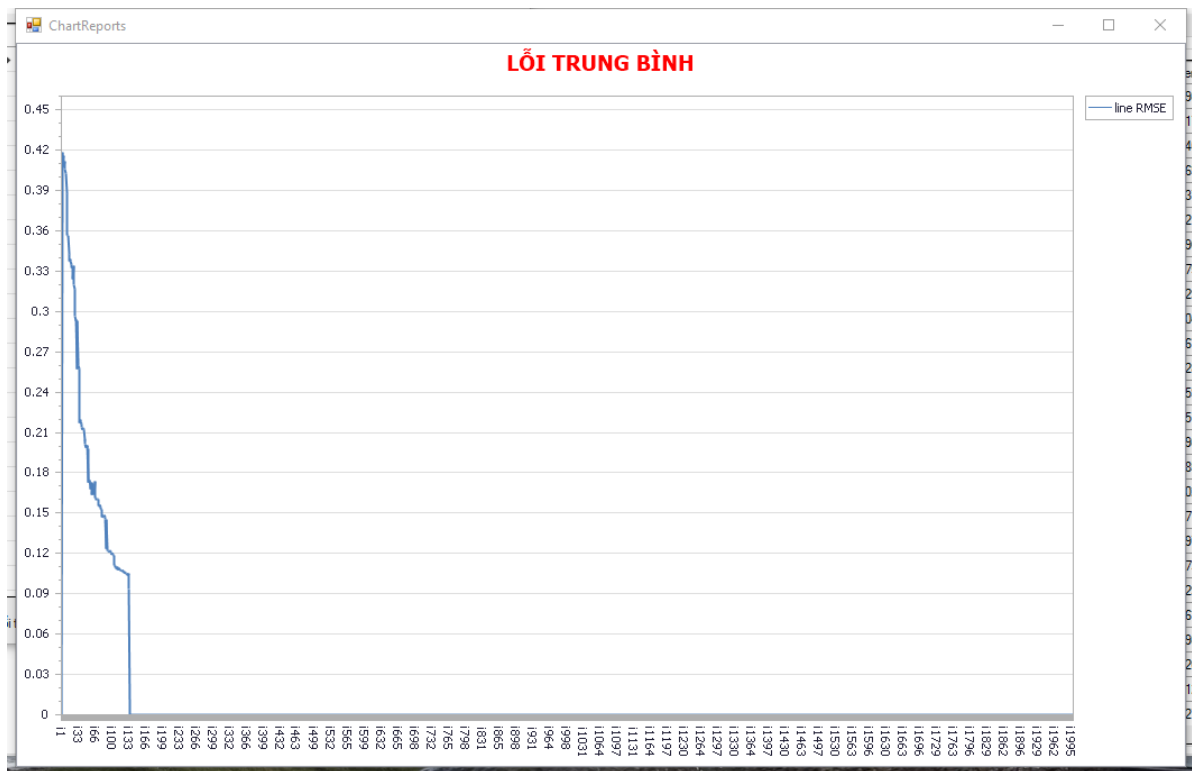
Nhận xét: ta thấy khi tăng xác suất lai ghép thì sai số trung bình giảm.



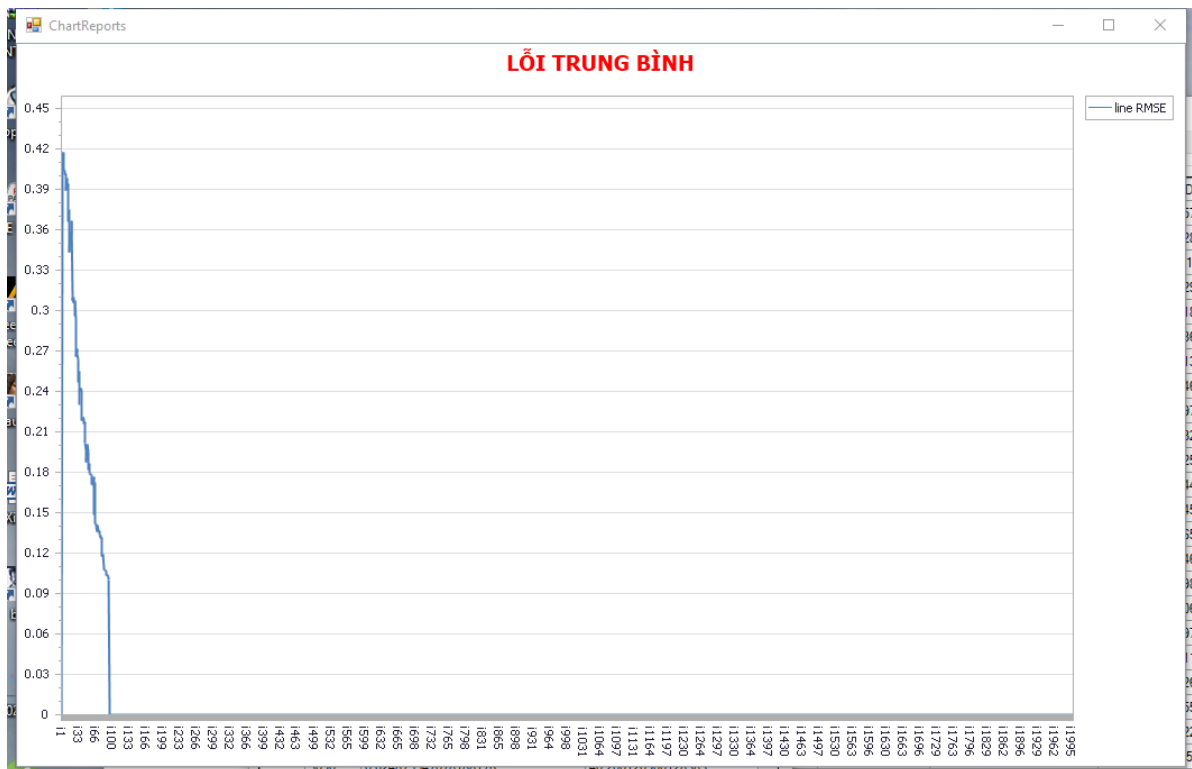
Hình 3. 6. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.4, độ biến 0.1



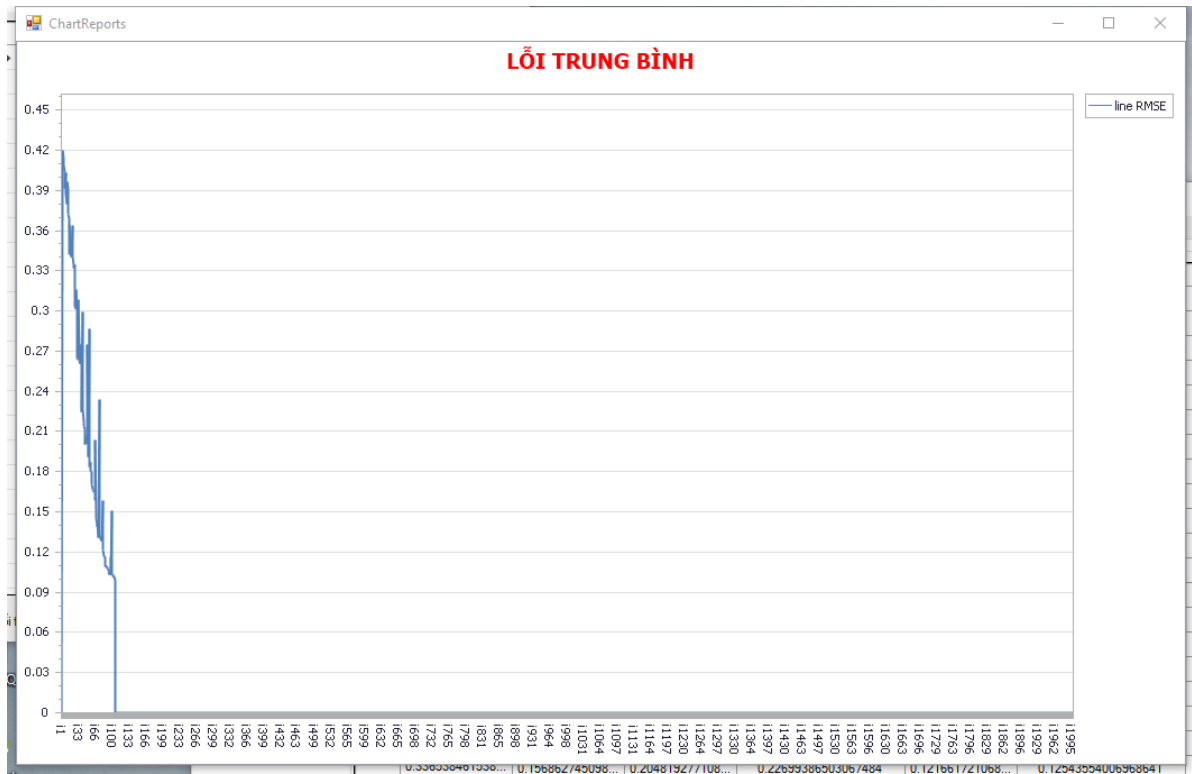
Hình 3. 7. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.7, độ biến 0.1



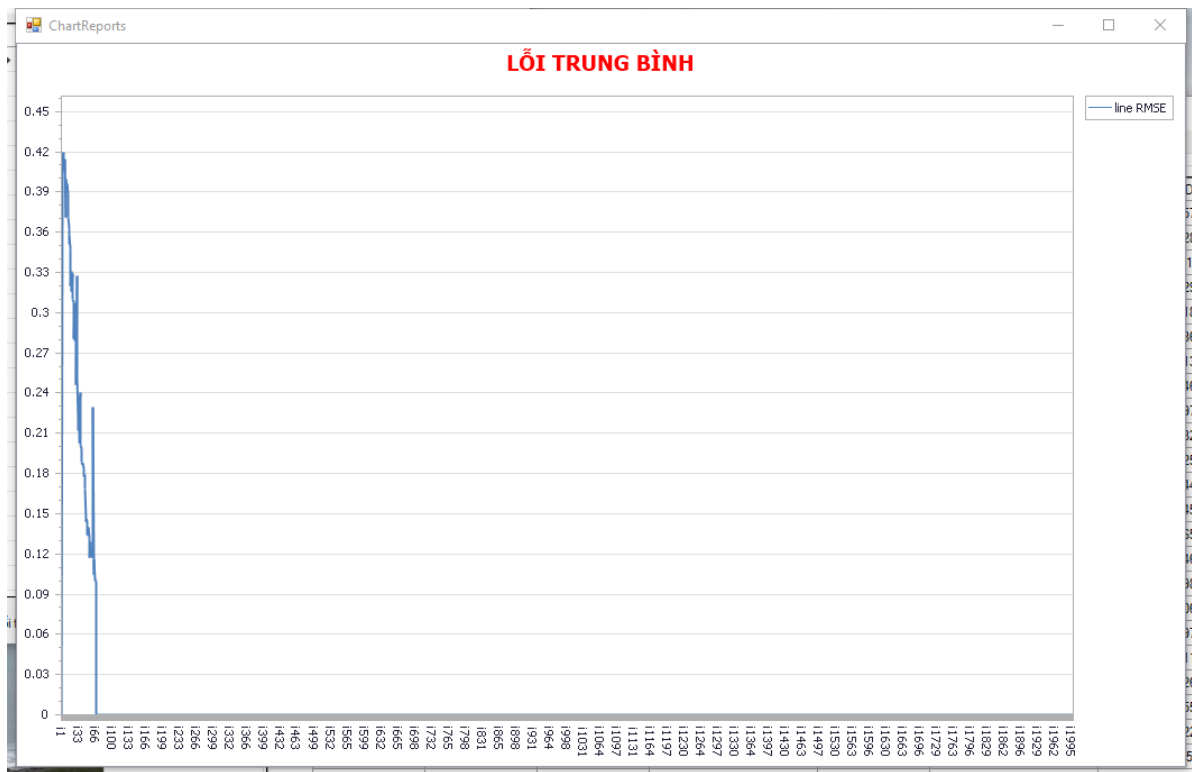
Hình 3. 8. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 1, độ biến 0.1



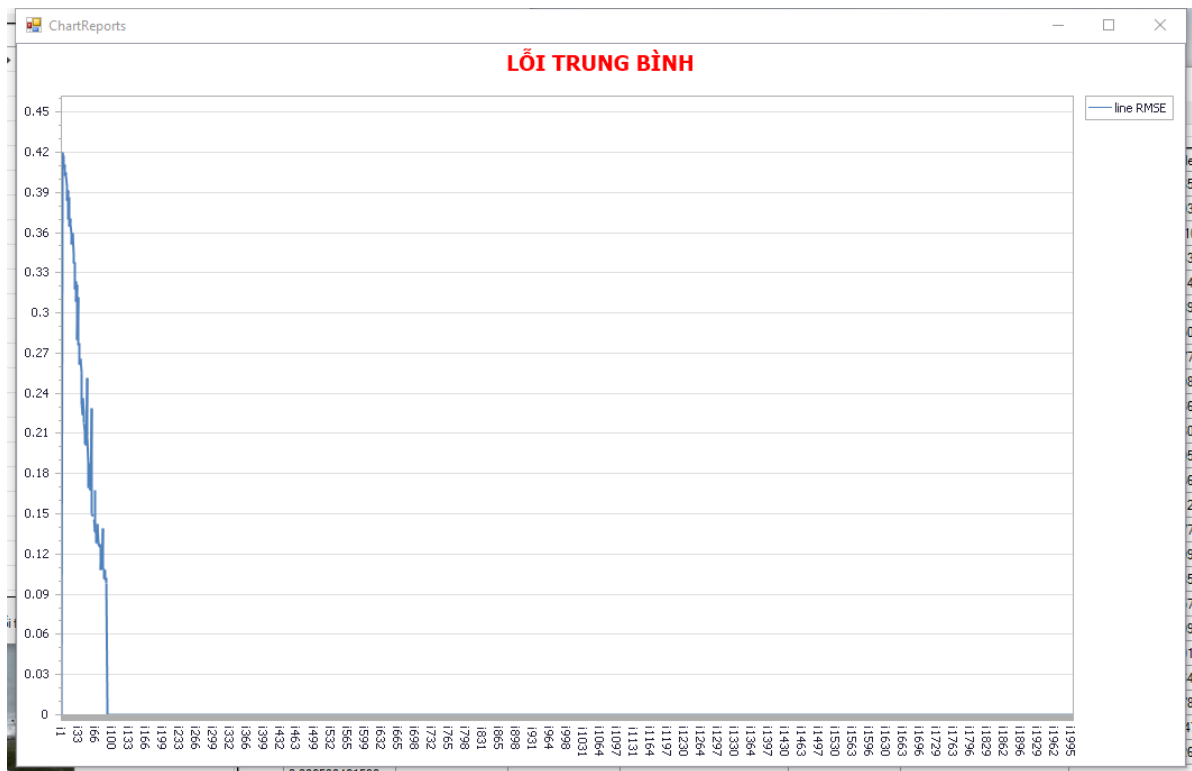
Hình 3. 9. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 1, độ biến 0.2



Hình 3. 10. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.8, độ biến 0.4



Hình 3. 11. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.8, độ biến 0.7



Hình 3. 12. Biểu đồ hàm RMSE với xác suất lai ghép 0.8, đột biến 0.9

Nhận xét: khi tăng xác suất đột biến thì thời gian hội tụ của GA giảm.

Qua quá trình chạy thử với xác suất lai ghép là 1, xác suất đột biến là 0.1 thì độ sai số luôn đạt trong khoảng  $[0.016; 0.018]$ . Kết quả thử nghiệm tốt nhất đạt  $RMSE = 0.0165181116519632$ .

### Kết luận chương

Chương này em đã ứng dụng mạng nơron nhân tạo truyền thẳng vào việc đánh giá cảm quan thực phẩm. Thuật toán học của mạng nơron nhân tạo truyền thẳng được sử dụng là giải thuật di truyền được đề cập trong chương 2.

Mô tả chi tiết cụ thể quy trình huấn luyện, kiểm thử trong bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

## KẾT LUẬN

Luận văn định hướng nội dung nghiên cứu vào mạng nơron nhân tạo truyền thẳng, giải thuật di truyền. Ứng dụng giải thuật di truyền vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo truyền thẳng. Để ứng dụng vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

### 1. Một số kết quả đạt được

#### 1.1. Về nội dung

- Hệ thống hóa chi tiết về cấu trúc tổ chức, hoạt động của mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Xây dựng chi tiết về ứng dụng giải thuật di truyền vào huấn luyện mạng nơron nhân tạo.
- Xây dựng chi tiết về ứng dụng mạng nơron nhân tạo vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.
- Giảm thiểu chi phí, thời gian trong bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm.

#### 1.2. Về xây dựng chương trình

- Đã xây dựng được ứng dụng cài đặt sử dụng mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Xây dựng được ứng dụng sử dụng thuật toán di truyền để huấn luyện mạng nơron nhân tạo truyền thẳng.
- Áp dụng được mạng nơron nhân tạo truyền thẳng và ứng dụng đánh giá cảm quan thực phẩm.

#### 1.3. Về áp dụng thực tế

Ứng dụng luận văn vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm cụ thể là đánh giá chất lượng rượu vang trắng.

#### 1.4. Về kết quả mới thực hiện được

- Xây dựng cấu trúc mạng nơron nhân tạo truyền thẳng được huấn luyện bằng thuật toán di truyền.
- Ứng dụng được mạng nơron nhân tạo truyền thẳng vào ứng dụng đánh giá cảm quan thực phẩm.



## **2. Một số vấn đề còn tồn tại**

- Kết quả huấn luyện mạng vẫn chưa thật sự đạt được độ chính xác thật sự cao.
- Thời gian huấn luyện vẫn tương đối dài.

## **3. Hướng phát triển tương lai**

Cải tiến thuật toán huấn luyện mạng nơron, kết hợp thuật toán di truyền với một số thuật toán khác như lan truyền ngược... trong việc tối ưu trọng số tăng cao độ chính xác và giảm thời gian học của mạng nơron truyền thẳng.

Đối với ứng dụng mạng nơron nhân tạo truyền thẳng vào bài toán đánh giá cảm quan thực phẩm đây là mô hình có thể ứng dụng hiệu quả. Vì vậy, trong tương lai luận văn hướng phát triển là xây dựng phần mềm thành bộ công cụ hỗ trợ hoàn thiện hơn trong lĩnh vực nghiên cứu, đánh giá chất lượng thực phẩm.

Mở rộng ra nhiều lĩnh vực đánh giá chất lượng các loại sản phẩm khác như beer, nước giải khát, sữa, mỹ phẩm, ...

Tuy nhiên, em nhận thấy để kết quả ứng dụng đánh giá cảm quan đạt kết quả tốt ảnh hưởng rất lớn từ tập dữ liệu đầu vào. Vì thế, đồng hành với việc phát triển ứng dụng em cũng sẽ mở rộng thu thập, tìm kiếm thêm nhiều bộ số liệu phục vụ huấn luyện đầu vào.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Anil K. Jain & Jianchang Mao (eds) (1996), A Tutorial. In: Anil K. Jain & Jianchang Mao, *Artificial Neural Networks*, IBM Almaden Research Center, pp.31–44
- [2.] Vincent Cheung & Kevin Cannon (2002), *An Introduction to Neural Networks*, University of Manitoba, Winnipeg, Manitoba, Canada.
- [3]. James McCaffrey (2014), *Neural Networks Using C# Succintly*, Syncfusion Press, Morrisville, NC
- [4]. James McCaffrey (2014), *Machine Learning Using C# Succintly*, Syncfusion Press, Morrisville, NC
- [5]. Thomas Back (1996), *Evolutionary Algorithm in Theory and Practice*, Oxford University Press.
- [6]. D.E. Goldberg (1989), *Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley, Reading, MA.
- [7]. Ismail Kiliş, Kerem Ciğizouğlu (2005), *Reservoir Management Using Artificial Neural Networks*, 14th. Reg. Directorate of DSI (State Hydraulic Works), Istanbul, Turkey.
- [8]. Chin-Teng Lin, C.S. George Lee (1996), *Neural fuzzy systems: a neurofuzzy synergism to intelligent systems*, Prentice-Hall Inc.
- [9]. D. Montana and L. Davis (1989), *Training feedforward neural networks using genetic algorithms*, In Proceedings of the Eleventh International Joint Conference on *Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, pp.762-767.
- [10]. Nelson, M.C. and Illingworth, W.T. (1991), *A Practical Guide to Neural Nets*, Reading, MA: Addison-Wesley.
- [11]. D. Whitley, T. Starkweather et C. Bogart (1990), *Genetic algorithms and neural networks*. In: Parallel Computing 14, *Genetic algorithms and neural networks optimizing connections and connectivity*, North-Holland, pp.347-361.

- [12]. Steve Lawrence and C. Lee Giles (2000), *Overfitting and Neural Networks: Conjugate Gradient and Backpropagation*, International Joint onference on Neural Networks, Como, Italy, pp.114–119.
- [13]. Nelson, M.C. and Illingworth, W.T. (1991), *A Practical Guide to Neural Nets*, Reading, MA: Addison-Wesley.
- [14]. Paulo Cortez (2009), *Wine Quality Data Set*, the North of Portugal, viewed 05/04/2015, from<<http://www3.dsi.uminho.pt/pcortez>>.
- [15]. Nguyễn Hoàng Dũng (2005), *Giáo trình thực hành Đánh giá Cảm quan*, Trường đại học Bách Khoa, TP HCM.
- [16]. Kory Becker (2015), *Primary Objects Software Development Programming AI*, viewed 05/08/2015 2015, from<<http://www.primaryobjects.com/>>.
- [17]. John Newcombe (2015), *Genetic Algorithm Framework.Net*, viewed 01/09/2015 2015, from<<http://johnnewcombe.net/gaf/>>.

## PHỤ LỤC

### Thông số cấu hình huấn luyện mạng nơron bằng giải thuật di truyền trong phần mềm đánh giá cảm quan thực phẩm

#### 1. Thông số cấu hình huấn luyện mạng nơron bằng giải thuật di truyền

##### a. Số lượng cá thể trong quần thể (Population Size)

Thông số này sử dụng để khởi tạo số lượng cá thể ban đầu của quần thể.

##### b. Số lần lặp (Termination Learning)

Ngưỡng dừng học của mạng nơron.

##### c. Phương pháp chọn lựa (Elite), Giá trị chọn lựa (Select Elite)

Elitism là phép chọn lựa trong những giải pháp tốt nhất trong cá thể đi qua để các thế hệ tiếp theo mà không bị biến đổi. Một giá trị tiêu biểu cho tỷ lệ là 5-10%. Một tỷ lệ 5% với số lượng quần thể 100, có nghĩa là 5 cá thể hàng đầu tạo thành một phần của thế hệ tiếp theo. Điều này có nghĩa là bất kỳ thế hệ tương lai là ít nhất cũng tốt như các thế hệ hiện tại.

Điều này giúp bảo vệ cá thể tốt. Tuy nhiên, nó có thể được chỉ ra rằng khi tỷ lệ phần trăm của những người quyền quý được tăng lên, số lượng bản sao trong dân số tăng. Đây là hành vi bình thường đối với một cách tiếp cận mà không xử lý một cách rõ ràng bản sao và chỉ đơn giản là do sự hội tụ của thuật toán.

Mỗi cá thể được xác định là một ưu tú qua thuộc tính IsElite của nó là true.

##### d. Xác xuất lai ghép (Crossver)

Sự giao nhau trong xác suất đơn giản chỉ là một giá trị giữa 0 và 1 đại diện cho xác suất của cha mẹ vượt qua để sản xuất cá thể con. Một giá trị 1 có nghĩa là tất cả các bậc cha mẹ lựa chọn sẽ tạo chéo với cá thể con. Một giá trị là 0,85 có nghĩa là 85% sẽ được vượt qua và phần còn lại của các bậc cha mẹ sẽ được đi qua bị ảnh hưởng đến các thế hệ mới. Khi thử nghiệm với xác suất lai ghép, một điểm khởi đầu tốt sẽ là một nơi nào đó giữa 0,65 và 1.

##### e. Phương pháp lai ghép (Crossver Type)

Phương pháp lai ghép trong GAF có ba phương thức lai ghép.

##### Single Point

Một điểm ngẫu nhiên duy nhất được chọn cho mỗi nhiễm sắc thể phụ huynh và một phần được chuyển đổi giữa chúng.

### **Double Point**

Hai điểm được chọn để xác định một phần trung tâm trong mỗi phụ huynh, điều này được hoán đổi giữa chúng.

### **Double Point Ordered**

Một phụ huynh duy nhất được sử dụng để tạo ra một đứa trẻ tuy nhiên thứ tự của cha mẹ thứ hai xác định cách nhiễm sắc thể được sắp xếp. Phương pháp này chỉ làm việc với nhiễm sắc thể có một bộ duy nhất của gen (bảng giá trị). Đối với điều này là gen đối tượng dựa trên tùy chỉnh sử dụng được yêu cầu và các phương pháp Equals nên được ghi đè trong định nghĩa gen để trả về một giá trị.

### **f. Xác xuất đột biến (Mutate)**

Phương thức đột biến trong GAF có hai phương thức.

#### **Swap Mutate**

Đi qua mỗi gen trong quần thể và dựa trên các hợp đồng hoán đổi khả năng quy định một gen trong nhiễm sắc thể với nhau. Mục đích là để cung cấp các đột biến mà không thay đổi bất kỳ giá trị gen.

#### **Binary Mutation**

Đi qua mỗi gen trong quần thể và dựa trên xác suất, hoán đổi một gen từ một tiểu bang khác. Mục đích là để thêm sự đa dạng cho quần thể. Toán tử này không thể được sử dụng với các gen của các loại đối tượng (Object).

Đa dạng là quan trọng để có các giải pháp tiềm năng tốt nhất có thể được tìm thấy trong vùng cảnh quan.

### **g. Ngưỡng dừng lặp là (Fitness)**

Là thông số xác định điều kiện dừng huấn luyện của mạng nơron khi đạt ngưỡng Fitness mong muốn.

### **h. Phương pháp thay thế (Replacement Method)**

Phương pháp thay thế trong GAF có hai phương thức.

#### **Generational Replacement**

Giải pháp mới (cá thể con) được tạo ra từ các giải pháp (cha mẹ).

### **Delete Last**

Cá thể mới tạo ra được sử dụng để thay thế cho các giải pháp yếu nhất trong quần thể hiện tại.

#### **i. Giá trị thay thế ngẫu nhiên (Random Replace Value)**

Toán tử này sẽ thay thế các nhiễm sắc thể có fitness thấp trong quần thể mới với xác suất được chọn (bằng tỷ lệ phần trăm) của các nhiễm sắc thể được tạo ra một cách ngẫu nhiên từ quần thể hiện tại. Bất kỳ nhiễm sắc thể đánh dấu là Elite sẽ không được thay thế. Do đó, 50% quần thể của 100 mà có 10 nhiễm sắc thể 'Elites' sẽ thay thế 45 giải pháp.

Toán tử chỉ áp dụng trong trường hợp kiểu dữ liệu Genes là nhị phân.

#### **j. Phương pháp sao chép (Copy Method)**

Phương pháp sao chép nhiễm sắc thể có hai phương thức.

##### **Random**

Lựa chọn ngẫu nhiên các giải pháp để sao chép

##### **Fitness**

Các giải pháp có độ tương thích cao để sao chép

#### **k. Giá trị sao chép (Copy Value)**

Toán tử này sẽ nối các tỷ lệ lựa chọn các giải pháp (nhiễm sắc thể) từ quần thể hiện tại với quần thể mới. Phần trăm các số được lựa chọn của các giải pháp sẽ được sao chép vào quần thể mới miễn là có trong quần thể. Không phân biệt tỷ lệ quy định để sao chép. Phương pháp Copy có thể rất hữu ích như một phương tiện để thêm sự đa dạng cho một GA.

#### **l. Kiểu dữ liệu trong số (Object Based Genes)**

Trong bài toán sử dụng kiểu số thực (Real)

Thông thường nhiễm sắc thể trong một thuật toán di truyền được tạo ra từ một chuỗi nhị phân. Nói cách khác mỗi gen trong nhiễm sắc thể chứa 1 hoặc 0. Tuy nhiên, có những trường hợp này là không phù hợp. Các bài toán như Traveling Salesman (TSP) là một ví dụ về điều này vì nó phụ thuộc vào mỗi gen là một số

nguyên để xác định các yếu tố trong một danh sách bên ngoài định nghĩa của các thành phố.

GAF đã luôn hỗ trợ các gen mà đại diện cho số nguyên và số thực, tuy nhiên, từ phiên bản 2, một gen có thể cũng đại diện cho một đối tượng. Thay vì lưu trữ một số nguyên đại diện cho một phần tử của mảng như trong TSP, gen có thể lưu trữ các thành phố chính nó. Trong thực tế, mỗi gen có thể lưu trữ một danh sách các đối tượng cho phép các nhiệm vụ sắc thể đa chiều nếu muốn. Loại của gen được đưa ra bởi thuộc tính `Gene.Genotype`. Thuộc tính này trả một giá trị liệt kê của một trong các loại sau đây trong ngôn ngữ lập trình C#.

- Binary (nhị phân)
- Integer (số nguyên)
- Real (số thực)
- Object (đối tượng)