

**ĐẠI HỌC THÁI NGUYÊN**  
**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG**

**LẠI XUÂN TRƯỜNG**

**MẠNG NƠON WAVELET VÀ ỨNG DỤNG**  
**CHO DỰ BÁO CHỨNG KHOÁN**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH**

**THÁI NGUYÊN, 2017**

**ĐẠI HỌC THÁI NGUYÊN**  
**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG**

**LẠI XUÂN TRƯỜNG**

**MẠNG NƠON WAVELET VÀ ỨNG DỤNG**  
**CHO DỰ BÁO CHỨNG KHOÁN**

**Chuyên ngành: Khoa học máy tính**

**Mã số: : 60 48 01 01**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH**

**Người hướng dẫn khoa học: PGS.TS LÊ BÁ DŨNG**

**THÁI NGUYÊN, 2017**

## **LỜI CAM ĐOAN**

Tôi xin cam đoan luận văn là kết quả của sự tìm hiểu, nghiên cứu các tài liệu một cách nghiêm túc dưới sự hướng dẫn của PGS. TS Lê Bá Dũng. Nội dung luận văn được phát triển từ ý tưởng, sự sáng tạo của bản thân và kết quả có được là hoàn toàn trung thực.

Học viên

**Lại Xuân Trường**

## LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên, em xin gửi lời biết ơn sâu sắc đến PGS.TS Lê Bá Dũng, người đã tận tình hướng dẫn, chỉ bảo, giúp đỡ em trong suốt quá trình làm luận văn.

Em cũng xin được bày tỏ lòng biết ơn tới các thầy đã tham gia giảng dạy và chia sẻ những kinh nghiệm quý báu cho tập thể lớp nói chung và cá nhân em nói riêng.

Tôi xin gửi lời cảm ơn tới gia đình, bạn bè, đồng nghiệp đã luôn ủng hộ, động viên và giúp đỡ để tôi có thể hoàn thành tốt luận văn.

Tôi cũng xin gửi lời cảm ơn tới Ban giám hiệu trường Đại học công nghệ thông tin & truyền thông – Đại học Thái Nguyên đã tạo điều kiện thuận lợi cho tôi tham gia khóa học và hoàn thành luận văn.

Một lần nữa, xin chân thành cảm ơn.

*Thái Nguyên, tháng 06 năm 2017*

Học viên

**Lại Xuân Trường**

## MỤC LỤC

LỜI CAM ĐOAN.....	
LỜI CẢM ƠN .....	
MỤC LỤC .....	
MỤC LỤC CÁC HÌNH VẼ VÀ ĐỒ THỊ .....	
MỞ ĐẦU .....	1
CHƯƠNG I .....	3
MẠNG NƠON WAVELET VÀ NHỮNG KHÁI NIỆM CƠ BẢN.....	3
1.1 Mạng nơon sinh học .....	3
1.2. Mạng nơon nhân tạo .....	5
1.3- Phép biến đổi Wavelet liên tục .....	14
1.4 - Các tính chất của hàm wavelet .....	16
CHƯƠNG II .....	29
CÁC THUẬT TOÁN HỌC TRONG MẠNG NƠON .....	29
<b>2.1 Các luật học.....</b>	<b>29</b>
2.1.1 Quy tắc học của mạng nơon nhân tạo.....	29
2.1.2 Học có giám sát.....	29
2.1.3 Học không giám sát.....	30
2.1.4 Học tăng cường .....	31
<b>2.2 Các thuật toán học trong mạng Nơon Wavelet .....</b>	<b>32</b>
<b>2.3 Chương trình học tập tham số Ghép .....</b>	<b>33</b>
CHƯƠNG III .....	37
ỨNG DỤNG MẠNG NƠON WAVELET TRONG BÀI TOÁN PHÂN ..	37
TÍCH ĐÁNH GIÁ DỰ BÁO CÁC CHỈ SỐ KINH TẾ VÀ .....	37
THỬ NGHIỆM .....	37
<b>3.1 Bài toán dự báo chứng khoán .....</b>	<b>37</b>
3.1.1 Một số khái quát cơ bản về thị trường tài chính .....	37
3.1.2 Sự cần thiết của việc dự báo giá chứng khoán.....	39
3.1.3 Phân tích chứng khoán.....	40
3.1.4 Xác định giá mở cửa của thị trường chứng khoán.....	41

3.2.1 Xây dựng mô hình hệ thống WNN .....	42
3.2.2 Vấn đề xác định các quan hệ dữ liệu .....	47
3.2.3 Biến đổi và tiền xử lý dữ liệu .....	53
<b>3.3 Đánh giá kết quả .....</b>	<b>61</b>
3.3.1 Giá trị thực tế thay đổi hàng ngày và việc cần thiết phải dự báo .	62
3.3.2 Số bước dự đoán .....	63
<b>3.4 Đánh giá.....</b>	<b>64</b>
3.4.1. Ưu điểm .....	65
3.4.2. Hạn chế .....	65
<b>Tài liệu tham khảo.....</b>	<b>66</b>

## MỤC LỤC CÁC HÌNH VẼ VÀ ĐỒ THỊ

Hình 1.1: Mô hình nơron sinh học .....	4
Hình 1.2: Mô hình một nơron nhân tạo.....	5
Hình 1.3: Đồ thị các dạng hàm truyền .....	7
Hình 1.4: Mạng nơron 3 lớp.....	8
Hình 1.5: Một số dạng mạng nơron .....	11
Hình 1.6: Cấu trúc mạng Hopfield.....	12
Hình 1.7: Ba dạng hàm Wavelet .....	16
Hình 1.8a: Biểu diễn hệ số Wavelet trong hệ tọa độ ba trục vuông góc.....	18
Hình 1.8b: Tín hiệu $f(t)$ .....	18
Hình 1.8c: Biến đổi Fourier của tín hiệu $f(t)$ .....	19
Hình 1.9: Biểu diễn hệ số wavelet trong tỉ lệ đồ dạng các đường đẳng trị.....	20
Hình:1.10: Hàm Wavelet Mexican ở ba tỉ lệ $s$ khác nhau .....	22
Hình 1.11: Hình trên là tín hiệu $f(x)$ , hình dưới là biến đổi wavelet của tín hiệu sử dụng làm wavelet là đạo hàm bậc nhất của hàm Gauss .....	23
Hình 1.12: Cấu trúc của mạng Nơron Wavelet.....	27
Hình 2.1: Học có giám sát.....	30
Hình 2.2: Học không giám sát.....	31
Hình 2.3: Tổ hợp tuyến tính trong cấu trúc mạng Nơron Wavelet .....	32
Hình 3.1 Biểu diễn giá chỉ số chứng khoán VNINDEX trong ngày .....	42
Hình 3.2: Lưu đồ thuật toán dự báo chỉ số chứng khoán sử dụng WNN .....	46
Hình 3.3 Hàm Wavelet Haar mẹ .....	47
Hình 3.4 Cấu trúc mạng WNN.....	49
Hình 3.5 Giá trị chứng khoán thay đổi trong ngày của VNINDEX .....	59
Hình 3.6 Kết quả dự báo tỷ giá hối đoái .....	60
Hình 3.7 Kết quả dự báo sử dụng WNN cho bài toán tỷ giá hối đoái .....	61

## MỤC LỤC CÁC BẢNG BIỂU

Bảng 3.1: So sánh giữa dự báo thay đổi hàng ngày và các chỉ số .....	63
Bảng 3.2 Ảnh hưởng của các bước dự báo.....	63
Bảng 3.3 So sánh về thiết kế MLP, mô hình MA-5 ngày và tương thích WNN .....	65





## MỞ ĐẦU

### Lý do chọn đề tài:

Mạng Noron nhân tạo (Artificial Neural Network-ANN) nói chung. **Mạng Noron Wavelet** nói riêng đã và đang được nghiên cứu, ứng dụng mạnh mẽ và thành công ở nhiều lĩnh vực trong những năm gần đây. Với các quá trình như: xấp xỉ phi tuyến, dự báo thị trường chứng khoán, dự báo mô phỏng các hệ thống điều khiển...được đưa ra, giải quyết có nhiều kết quả. Các lớp bài toán của các lĩnh vực trên cũng có thể sử dụng và giải quyết theo các phương pháp truyền thống như phương pháp thống kê, quy hoạch tuyến tính ... Mạng noron nhân tạo, **mạng Noron Wavelet** được hình thành có nhiều khả năng vượt trội trong việc tuyến tính hóa, dự báo, phân tích, đánh giá dữ liệu, và áp dụng thành công cho một số lĩnh vực khoa học, kỹ thuật, kinh tế...

Sử dụng **Mạng Noron Wavelet** cho xấp xỉ dự báo là một phương pháp được quan tâm gần đây của nhiều tác giả, đặc biệt trong lĩnh vực dự báo chứng khoán. Được sự gợi ý của thầy hướng dẫn và nhận thấy tính thiết thực của vấn đề vì vậy em chọn đề tài: “**Noron Wavelet ứng dụng cho dự báo chứng khoán**” làm khoá luận tốt nghiệp cho luận văn tốt nghiệp của mình.

### Mục tiêu nghiên cứu:

Mục tiêu của đề tài là hướng đến việc xây dựng mô hình mạng Noron Wavelet. Để hoàn thành mục tiêu trên, đề tài sẽ lần lượt trả lời cho các câu hỏi:

- Thế nào là mô hình mạng Noron nhân tạo? Những đặc điểm nổi bật gì so với các mạng truyền thống và cơ chế vận hành như thế nào?
- Cấu trúc mô hình mạng để dự báo giá chứng khoán

**Cấu trúc của luận văn:**

Chương I: Mạng Noron Wavelet và những khái niệm cơ bản

Chương II: Các thuật toán học trong mạng Noron

Chương III: Ứng dụng mạng Noron Wavelet cho bài toán dự báo chứng khoán.

## NỘI DUNG

### CHƯƠNG I

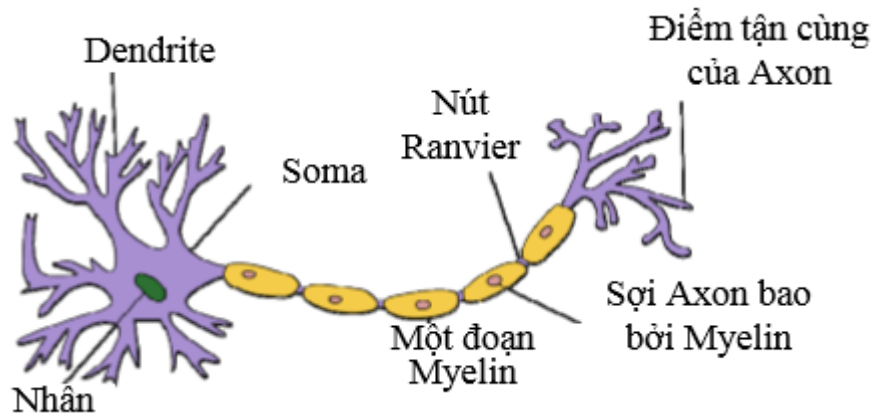
#### MẠNG NƠN WAVELET VÀ NHỮNG KHÁI NIỆM CƠ BẢN

##### 1.1 Mạng nơon sinh học

###### 1.1.1 Cấu trúc một nơon sinh học

Bộ não con người chứa khoảng 100 tỷ nơon thần kinh. Cấu trúc của một nơon thần kinh gồm các phần:

- Myelin là lớp cách nhiệt được bao quanh những Axons của dây thần kinh. Nhiệm vụ của lớp vỏ Myelin này là giúp việc dẫn truyền các tín hiệu của các dây thần kinh được nhanh chóng và hiệu quả.
- Axon của một nơon là một sợi dây đơn giản mang tín hiệu từ Soma của một nơon này tới Dendrite hay Soma của một nơon khác.
- Dendrite của một nơon là những nhánh ngắn chạy từ thân nơon ra, nhiệm vụ của chúng là tiếp nhận những tín hiệu từ những nơon khác đưa đến qua những Axons.
- Khoảng giữa những sợi Myelin được gọi là nút Ranvier.
- Soma hay thân tế bào nơon gồm một nhân và những cấu trúc khác của một tế bào.
- Synapse là nơi hai nơon tiếp xúc nhau. Những thông tin hoá điện giữa các nơon xảy ra tại đây.



Hình 1.1: Mô hình nơron sinh học

### 1.1.2 Hoạt động của nơron sinh học

Các tín hiệu đưa ra bởi một khớp nối và được nhận bởi các dây thần kinh vào là kích thích điện tử. Việc truyền tín hiệu như trên liên quan đến một quá trình hóa học phức tạp mà trong đó các chất truyền đặc trưng được giải phóng từ phía gửi của nơi tiếp nối. Điều này làm tăng hay giảm điện thế bên trong thân của nơron nhận. Nơron nhận tín hiệu sẽ kích hoạt nếu điện thế vượt ngưỡng nào đó. Và một điện thế hoạt động với cường độ cùng thời gian tồn tại cố định được gửi ra ngoài thông qua đầu dây thần kinh tới phần dây thần kinh vào rồi tới chỗ khớp nối để đến nơron khác. Sau khi kích hoạt, nơron sẽ chờ trong một khoảng thời gian được gọi là chu kỳ cho đến khi nó có thể được kích hoạt lại.

Có 2 loại khớp nối là khớp nối kích thích và khớp nối ức chế. Khớp nối kích thích sẽ cho tín hiệu qua nó để tới nơron, còn khớp nối ức chế có tác dụng làm cản tín hiệu của nơron.

Cấu trúc mạng nơron luôn thay đổi và phát triển, các thay đổi có khuynh hướng chủ yếu là làm tăng hay giảm độ mạnh các mối liên kết thông qua các khớp nối. Các khớp nối đóng vai trò rất quan trọng trong sự học tập. Khi chúng ta học tập thì hoạt động của các khớp nối được tăng cường, tạo lên

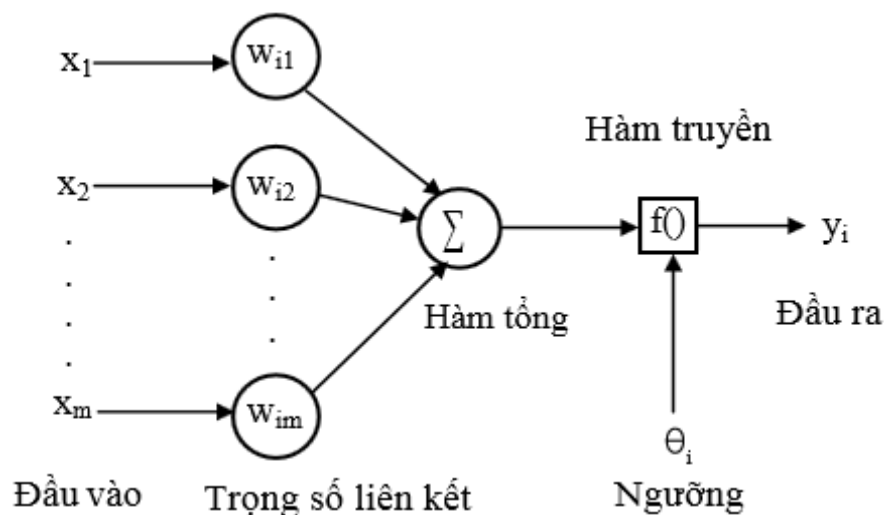
nhều liên kết mạnh giữa các nơron. Có thể nói rằng người nào học càng giỏi thì càng có nhiều khớp nối và các khớp nối ấy càng mạnh mẽ, hay nói cách khác thì liên kết giữa các nơron càng nhiều càng nhạy bén.

## 1.2. Mạng nơron nhân tạo

### 1.2.1 Cấu trúc và mô hình của một nơron nhân tạo

Mô hình toán học của mạng nơron sinh học được đề xuất bởi McCulloch và Pitts, thường được gọi là nơron M-P, ngoài ra nó còn được gọi là phân tử xử lý và được ký hiệu là PE .

Mô hình nơron có  $m$  đầu vào  $x_1, x_2, \dots, x_m$ , và một đầu ra  $y_i$  như sau:



Hình 1.2: Mô hình một nơron nhân tạo

Giải thích các thành phần cơ bản:

- Tập các đầu vào: Là các tín hiệu vào của nơron, các tín hiệu này thường được đưa vào dưới dạng một vector  $m$  chiều.
- Tập các liên kết (các trọng số): Mỗi liên kết được thể hiện bởi một trọng số liên kết. Trọng số liên kết giữa tín hiệu vào thứ  $j$  cho nơron  $i$  thường được ký

hiệu là  $w_{ij}$ . Thông thường các trọng số này được khởi tạo ngẫu nhiên ở thời điểm khởi tạo mạng và được cập nhật liên tục trong quá trình học mạng.

- Bộ tổng (hàm tổng): Thường dùng để tính tổng của tích các đầu vào với trọng số liên kết của nó.

- Ngưỡng: Ngưỡng này thường được đưa vào như một thành phần của hàm truyền.

- Hàm truyền: Hàm này 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 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 một đầu ra.

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

$$y = f(\text{net}_i - \theta_i) \text{ và } \text{net}_i = \sum w_{ij}x_j$$

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).

Hàm truyền có thể có các dạng sau:

$$\text{Hàm bước} \quad y = \begin{cases} 1, & \text{khi } x \geq 0 \\ 0, & \text{khi } x < 0 \end{cases} \quad (1.1)$$

Hàm giới hạn chặt (hay còn gọi là hàm bước)

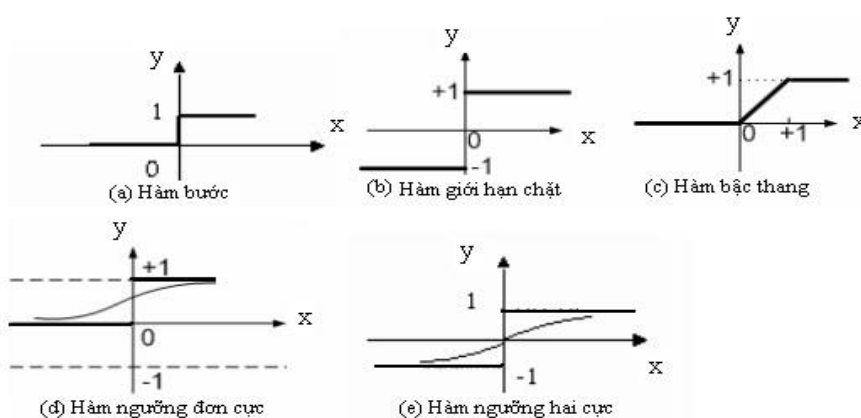
$$y = \text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{khi } x \geq 0 \\ -1 & \text{khi } x < 0 \end{cases} \quad (1.2)$$

$$\text{Hàm bậc thang } y = \text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{khi } x \geq 0 \\ x & \text{khi } 0 \leq x < 1 \\ -1 & \text{khi } x < 0 \end{cases} \quad (1.3)$$

$$\text{Hàm ngưỡng đơn cực } y = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}} \quad \text{với } \lambda > 0 \quad (1.4)$$

$$\text{Hàm ngưỡng hai cực } y = \frac{2}{1 + e^{-\lambda x}} - 1 \quad \text{Với } \lambda > 0 \quad (1.5)$$

Đồ thị các dạng hàm truyền được biểu diễn như sau:



Hình 1.3: Đồ thị các dạng hàm truyền

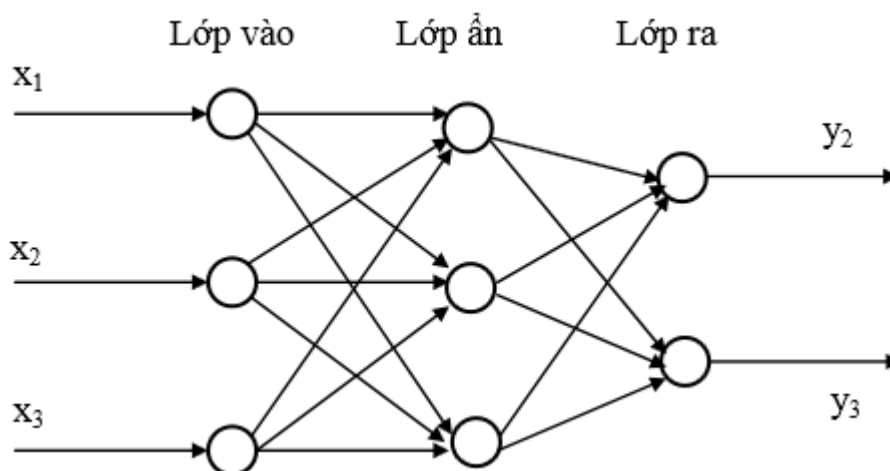
### 1.2.2 Mô hình của mạng nơron nhân tạo

Dựa trên những phương pháp xây dựng nơron đã trình bày ở mục trên, ta có thể hình dung mạng nơron như là một hệ truyền đạt và xử lý tín hiệu. Đặc tính truyền đạt của nơron phần lớn là đặc tính truyền đạt tĩnh.



Khi liên kết các đầu vào/ra của nhiều nơron với nhau, ta thu được một mạng nơron, việc ghép nối các nơron trong mạng với nhau có thể là theo một nguyên tắc bất kỳ. Vì mạng nơron là một hệ truyền đạt và xử lý tín hiệu, nên có thể phân biệt các loại nơron khác nhau, các nơron có đầu vào nhận thông tin từ môi trường bên ngoài khác với các nơron có đầu vào được nối với các nơron khác trong mạng, chúng được phân biệt với nhau qua vector trọng số ở đầu vào  $w$ .

Nguyên lý cấu tạo của mạng nơron bao gồm nhiều lớp, mỗi lớp bao gồm nhiều nơron có cùng chức năng trong mạng. Hình 1.4 là mô hình hoạt động của một mạng nơron 3 lớp với 8 phần tử nơron. Mạng có ba đầu vào là  $x_1, x_2, x_3$  và hai đầu ra  $y_1, y_2$ . Các tín hiệu đầu vào được đưa đến 3 nơron đầu vào, 3 nơron này làm thành lớp đầu vào của mạng. Các nơron trong lớp này được gọi là nơron đầu vào. Đầu ra của các nơron này được đưa đến đầu vào của 3 nơron tiếp theo, 3 nơron này không trực tiếp tiếp xúc với môi trường bên ngoài mà làm thành lớp ẩn, hay còn gọi là lớp trung gian. Các nơron trong lớp này có tên là nơron nội hay nơron ẩn. Đầu ra của các nơron này được đưa đến 2 nơron đưa tín hiệu ra môi trường bên ngoài. Các nơron trong lớp đầu ra này được gọi là nơron đầu ra.



Hình 1.4: Mạng nơron 3 lớp

Mạng nơron được xây dựng như trên là mạng gồm 3 lớp mắc nối tiếp nhau đi từ đầu vào đến đầu ra. Trong mạng không tồn tại bất kỳ một mạch hồi tiếp nào. Một mạng nơron có cấu trúc như vậy gọi là mạng một hướng hay mạng truyền thẳng một hướng và có cấu trúc mạng ghép nối hoàn toàn (vì bất cứ một nơron nào trong mạng cũng được nối với một hoặc vài nơron khác). Mạng nơron bao gồm một hay nhiều lớp trung gian được gọi là mạng Multilayer Perceptrons (MLP-Network).

Mạng nơron khi mới được hình thành thì chưa có tri thức, tri thức của mạng sẽ được hình thành dần dần sau một quá trình học. Mạng nơron được học bằng cách đưa vào những kích thích, và mạng hình thành những đáp ứng tương ứng, những đáp ứng tương ứng phù hợp với từng loại kích thích sẽ được lưu trữ. Giai đoạn này được gọi là giai đoạn học của mạng. Khi đã hình thành tri thức mạng, mạng có thể giải quyết các vấn đề một cách đúng đắn. Đó có thể là vấn đề ứng dụng rất khác nhau, được giải quyết chủ yếu dựa trên sự tổ chức hợp nhất giữa các thông tin đầu vào của mạng và các đáp ứng đầu ra.

Nếu nhiệm vụ của một mạng là hoàn chỉnh hoặc hiệu chỉnh các thông tin thu được không đầy đủ hoặc bị tác động của nhiễu. Mạng nơron kiểu này được ứng dụng trong lĩnh vực hoàn thiện mẫu, trong đó có một ứng dụng cụ thể là nhận dạng chữ viết.

Nhiệm vụ tổng quát của một mạng nơron là lưu giữ động các thông tin. Dạng thông tin lưu giữ này chính là quan hệ giữa các thông tin đầu vào và các đáp ứng đầu ra tương ứng, để khi có một kích thích bất kỳ tác động vào mạng, mạng có khả năng suy diễn và đưa ra một đáp ứng phù hợp. Đây chính là chức năng nhận dạng theo mẫu của mạng nơron. Để thực hiện chức năng này, mạng nơron đóng vai trò như một bộ phận tổ chức các nhóm thông tin đầu

vào, và tương ứng với mỗi nhóm là một đáp ứng đầu ra phù hợp. Như vậy, một nhóm bao gồm một loại thông tin đầu vào và một đáp ứng đầu ra. Các nhóm có thể được hình thành trong quá trình học, và cũng có thể không hình thành trong quá trình học.

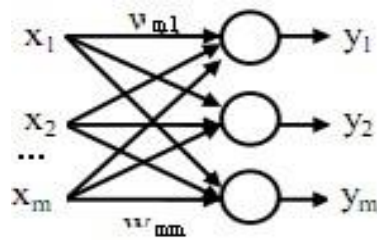
### 1.2.3 Mạng nơ-ron một lớp

Mỗi một nơ-ron có thể phối hợp với các nơ-ron khác tạo thành một lớp các trọng số. Mạng một lớp truyền thẳng như hình 1.5a. Một lớp nơ-ron là một nhóm các nơ-ron mà chúng đều có cùng trọng số, nhận cùng một tín hiệu đầu vào đồng thời.

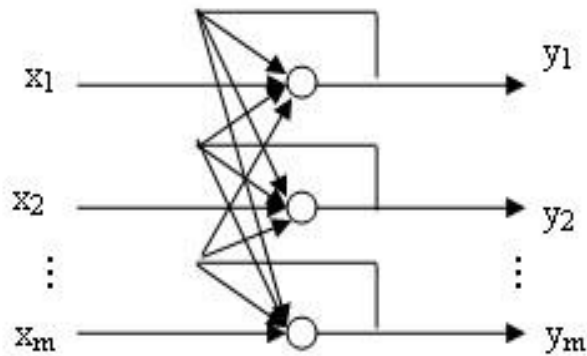
Trong ma trận trọng số, các hàng là thể hiện nơ-ron, hàng thứ  $j$  có thể đặt nhãn như một vector  $w_j$  của nơ-ron thứ  $j$  gồm  $m$  trọng số  $w_{ji}$ . Các trọng số trong cùng một cột thứ  $j$  ( $j=1,2,\dots,n$ ) đồng thời cùng nhận một tín hiệu đầu vào  $x_j$ .

$$W_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}]$$

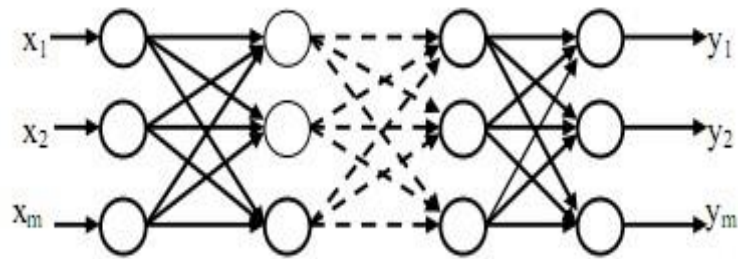
Tại cùng một thời điểm, vector đầu vào  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  có thể là một nguồn bên ngoài là cảm biến hoặc thiết bị đo lường đưa tới mạng.



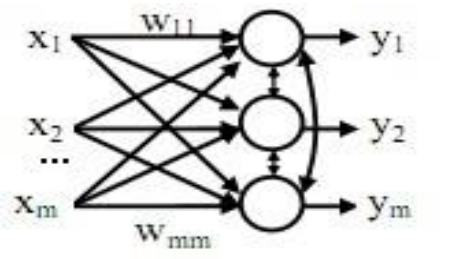
(a) Mạng truyền thẳng một lớp



(b) Mạng hồi tiếp một lớp



(c) Mạng truyền thẳng nhiều lớp



(d) Mạng nơ-ron hồi quy

Hình 1.5: Một số dạng mạng nơ-ron

### 1.2.4 Mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp

Mạng nơ-ron nhiều lớp Hình 1.5.c có các lớp được phân chia thành 3 loại sau đây:

Lớp vào là lớp nơ-ron đầu tiên nhận tín hiệu vào  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ). Mỗi tín hiệu  $x_i$  được đưa đến tất cả các nơ-ron của lớp đầu vào. Thông thường các

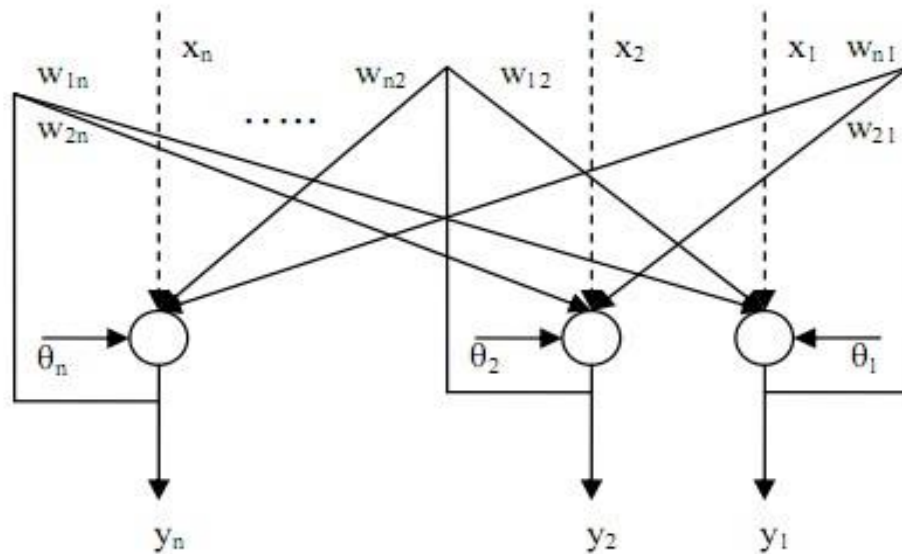
neuron đầu vào không làm biến đổi các tín hiệu vào  $x_i$ , tức là chúng không có các trọng số hoặc không có các loại hàm chuyển đổi nào, chúng chỉ đóng vai trò phân phối các tín hiệu.

Lớp ẩn là lớp neuron sau lớp vào, chúng không trực tiếp liên hệ với thế giới bên ngoài như các lớp neuron vào/ra.

Lớp ra là lớp neuron tạo ra các tín hiệu ra cuối cùng.

### 1.2.5 Mạng Hopfield

Mạng Hopfield là mạng phản hồi một lớp, được chỉ ra trong hình 1.5.b. Cấu trúc chi tiết của nó được thể hiện trong hình 1.6. Khi hoạt động với tín hiệu rời rạc, nó được gọi là mạng Hopfield rời rạc, và cấu trúc của nó cũng được gọi là mạng hồi quy.



Hình 1.6: Cấu trúc mạng Hopfield

Như mạng Hopfield trên hình 1.6, 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  $w_{ij}$ , ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), hay nói cách khác  $w_{ji} = 0$ , (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 là như nhau.

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 trọng lực (Moddy J., Darken C. J ) [9] và chúng được phát triển cho tới nay. Tuy nhiên, phép biến đổi Fourier có những điểm hạn chế của nó (sẽ trình bày trong mục tiếp theo) nên là người ta tìm những phép biến đổi khác có nhiều ưu điểm hơn. Ngày nay người ta sử dụng phép biến đổi wavelet vì nó khắc phục được các khuyết điểm của phép biến đổi Fourier. Có hai phép biến đổi wavelet là phép biến đổi wavelet rời rạc và phép biến đổi wavelet liên tục;

$$y_i^{(k+1)} = \text{sng} \left( \sum_{\substack{i=1 \\ j=i}}^n w_{i,j} y_j^k + x_i - \theta \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1.6)$$

Trong luận văn này, sử dụng phép biến đổi wavelet liên tục; tuy nhiên, để có cái nhìn đầy đủ về phép biến đổi wavelet, trong chương trình này chúng

tôi trình bày các phần cơ bản của phép biến đổi wavelet liên tục và phép biến đổi wavelet rời rạc.

### **1.3- Phép biến đổi Wavelet liên tục**

#### **1.3.1- Giới thiệu**

Trong xử lý tín hiệu biến đổi Fourier (FT, Fourier Transform) là một công cụ toán học quan trọng vì nó là cầu nối cho việc biểu diễn tín hiệu giữa miền không gian và miền tần số; việc biểu diễn tín hiệu trong miền tần số đôi khi có lợi là việc biểu diễn trong miền không gian. Hình 1.8b biểu diễn tín hiệu theo thời gian, hình 1.8c biểu diễn phép biến đổi Fourier của tín hiệu trong miền tần số. Tuy nhiên, phép biến đổi Fourier chỉ cung cấp thông tin có tính toàn cục và chỉ thích hợp cho những tín hiệu tuần hoàn, không chứa các đột biến hoặc các thay đổi không dự báo được. Trong hình 1.8c phổ của  $f(t)$  cho thấy các thành phần tần số cấu thành tín hiệu nhưng không cho biết các tần số này xuất hiện ở đâu. Để khắc phục khuyết điểm này, (Moddy J., Darken C. J) [9] đã áp dụng phép biến đổi Fourier cửa sổ WFT Windowed Fourier Transform) cho từng đoạn nhỏ của tín hiệu (cửa sổ); phép biến đổi này cho thấy mối liên hệ giữa không gian và tần số nhưng bị khống chế bởi nguyên lý bất định Heisenberg cho các thành phần tần số cao và tần số thấp trong tín hiệu (Zainuddin Z)[11]. Phép biến đổi wavelet là bước tiếp theo để khắc phục hạn chế này wavelet liên tục áp dụng trong việc phân tích định lượng từ tài liệu được trình bày trong chương hai.

#### **1.3.2- Phép biến đổi Wavelet thuận**

Gọi  $f(x)$  là tín hiệu 1-D, phép biến đổi wavelet liên tục của  $f(x)$  sử dụng hàm wavelet  $\psi_0$  được biểu diễn bởi:

$$W(s,b) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \cdot \Psi_0^*\left(\frac{x-b}{s}\right) dx \quad (1.7)$$

Trong đó:

-  $W(s,b)$  là hệ số biến đổi wavelet liên tục của  $f(x)$  với  $s$  là tỉ lệ (nghịch đảo của tần số) và  $b$  là dịch chuyển đặc trưng vị trí.

-  $\Psi_0^*$  là hàm liên tục hiệp phức của wavelet  $\Psi_0(x)$  được gọi là hàm wavelet phân tích.

Phương trình (1.7) cho thấy, phép biến đổi wavelet là một ánh xạ chuyển từ hàm một biến  $f(x)$  thành hàm  $W(s,b)$  phụ thuộc hai biến số là biến tỉ lệ  $s$  và biến dịch chuyển  $b$ . Hệ số chuẩn hóa  $\frac{1}{\sqrt{s}}$  Trong (1.1) đảm bảo cho sự

chuẩn hóa sóng wavelet với các tỉ lệ phân tích  $s$  khác nhau  $\|\Psi_{0(s,b)}\| = \|\Psi_0\|$

Phép biến đổi wavelet có tính linh động cao so với phép biến đổi Fourier (sử dụng duy nhất hàm mũ) vì không nhất thiết phải sử dụng một hàm wavelet cố định, mà có thể lựa chọn các hàm wavelet phù hợp với tín hiệu cần phân tích) để kết quả phân tích là tốt nhất. Hiện nay, người ta đã xây dựng được khoảng vài chục các họ hàm wavelet khác nhau nhằm áp dụng cho nhiều mục đích phân tích đa dạng. Hình 1.7 đồ thị của ba hàm wavelet là hàm wavelet Harr, hàm wavelet Daubechies 5 và hàm wavelet Morlet.

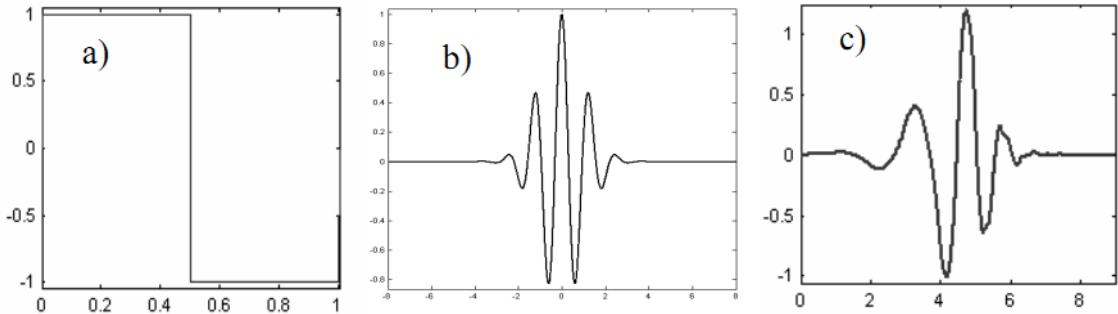
Biểu thức (1.7) có thể viết lại dưới dạng tích trong (inner product) như sau:

$$w(s,b) = \left\langle f(x), \Psi_{0(s,b)}(x) \right\rangle \quad (1.8)$$

Trong đó:



$$\Psi_{0(s,b)}(x) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi_0\left(\frac{x-b}{s}\right) \quad (1.9)$$



Hình 1.7: Ba dạng hàm Wavelet

a) Wavelet Harr,    b) Wavelet Daubechies 5,    c) Wavelet Morlet

## 1.4 - Các tính chất của hàm wavelet

### 1.4.1 - tính chất sóng

Hàm wavelet phức (tổng quát) được định xứ hoàn toàn trong cả hai miền: miền không gian và miền tỉ lệ (nghịch đảo tần số) và đồng thời phải thỏa mãn tính chất sóng, nghĩa là dao động với giá trị trung bình của hàm wavelet bằng không:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi_0(y) dy = 0 \quad (1.10)$$

Như vậy, wavelet là dạng sóng nhỏ có không gian tồn tại hữu hạn và có giá trị trung bình bằng không. Hệ quả từ tính chất sóng của hàm wavelet dẫn đến sự độc lập của phép biến đổi wavelet đối với tất cả các hàm được phân tích.

Lưu ý rằng khi sử dụng phép biến đổi wavelet liên tục, phải chuẩn hóa phiên bản của hàm wavelet là  $\Psi_0\left(\frac{x-b}{s}\right)$  trong một vùng không gian giới hạn

được quy định bởi kích thước cửa sổ; bên ngoài vùng giới hạn hàm wavelet triệt tiêu. Vậy phép biến đổi wavelet liên tục cung cấp những thông tin về sự thay đổi cục bộ ở vùng đang khảo sát mà chúng ta không cần quan tâm đến biến đổi toàn cục của hàm wavelet.

#### 1.4.2 - Đặc trưng về năng lượng

Năng lượng tổng của tín hiệu  $f(x)$  được định nghĩa bởi biểu thức sau:

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \|f(x)\|^2 \quad (1.11)$$

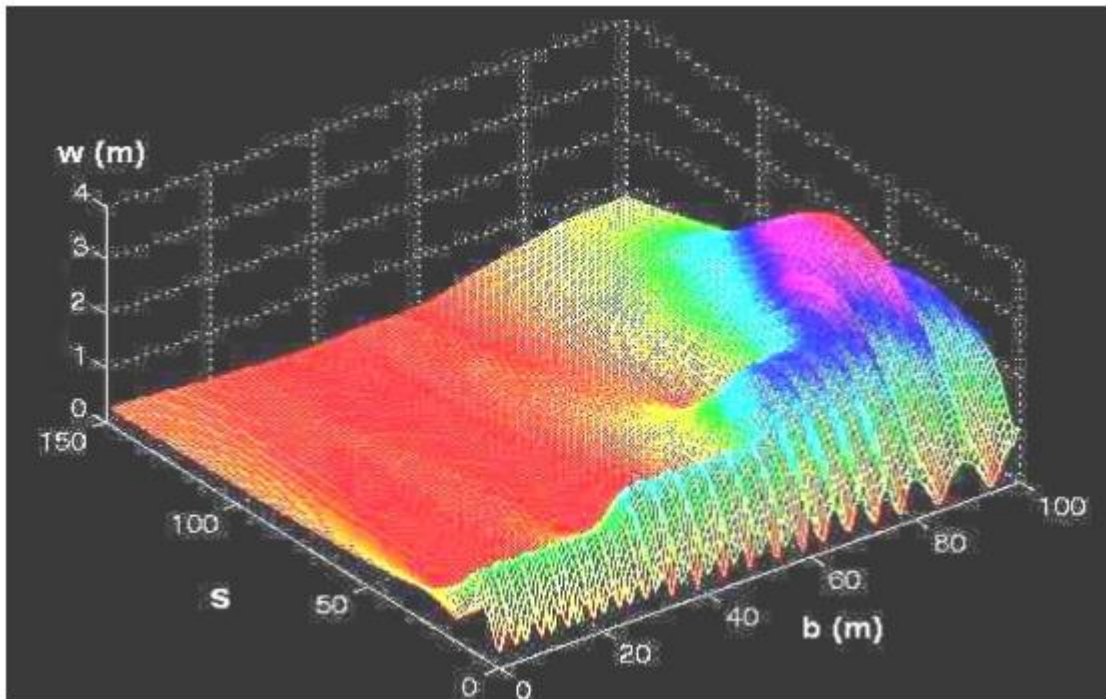
Tín hiệu có năng lượng xác định khi biểu thức (1.11) nhận giá trị xác định.

Hàm sóng wavelet có đặc trưng về năng lượng được chuẩn hóa bằng đơn vị cho mọi tỉ lệ  $s$ . Vậy, tính chất thứ hai của hàm wavelet là:

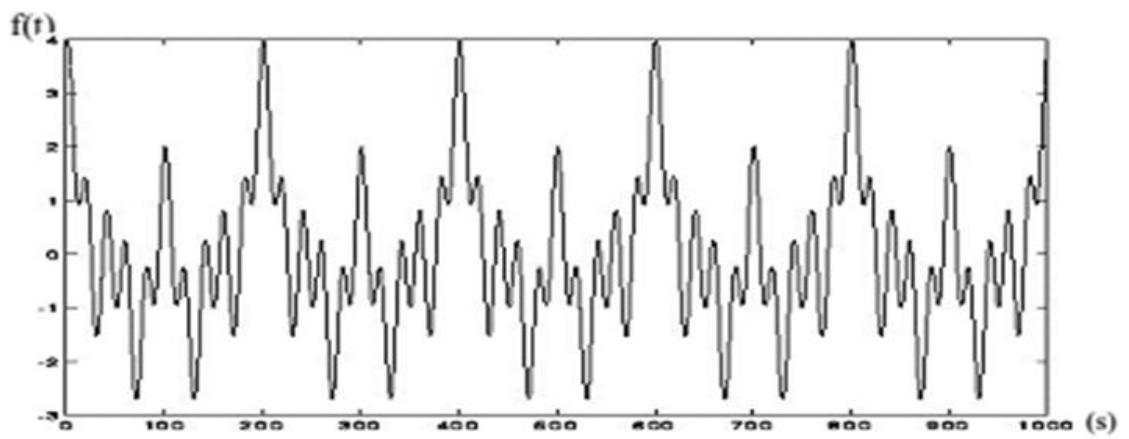
$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi_0(y)|^2 dy = 1 \quad (1.12)$$

#### 1.4.3 - Biểu diễn các hệ số wavelet

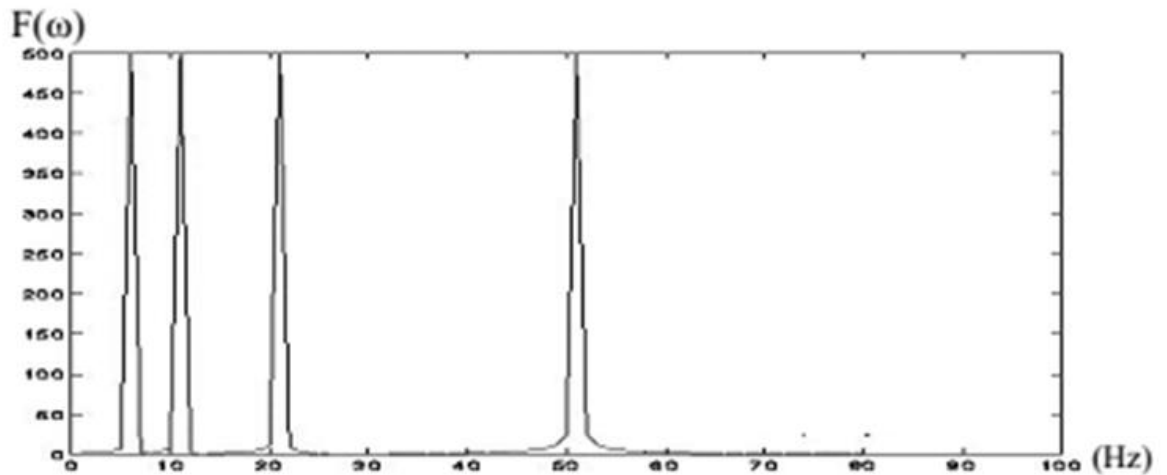
Có hai cách để biểu diễn các hệ số wavelet. Thứ nhất, biểu diễn các hệ số wavelet  $W(s,b)$  trong hệ tọa độ ba trục vuông góc  $(x,y,z)$  với trục  $x$  biểu diễn tham số dịch chuyển (vị trí)  $b$ , trục  $y$  biểu diễn tham số tỉ lệ (là nghịch đảo tần số)  $s$  và trục thẳng đứng  $z$  biểu diễn hệ số wavelet  $W$ . Hình 1.8a mô tả cách biểu diễn các hệ số  $W(s,b)$  trong hệ tọa độ ba trục vuông góc, trên hình này, dễ dàng xác định vị trí hiện diện của các thành phần tần số (nghịch đảo của tỉ lệ). Thứ hai biểu diễn các hệ số  $W(s,b)$  trong mặt phẳng không gian - tỉ lệ  $(x,s)$  (gọi là tỉ lệ đồ) ở dạng các đường đẳng trị hay ở dạng ảnh; cách biểu diễn này thông dụng trong xử lý ảnh. Hình 1.8b mô tả cách biểu diễn hệ số  $W(s,b)$  trong tỉ lệ đồ ở dạng ảnh.



Hình 1.8a: Biểu diễn hệ số Wavelet trong hệ tọa độ ba trục vuông góc



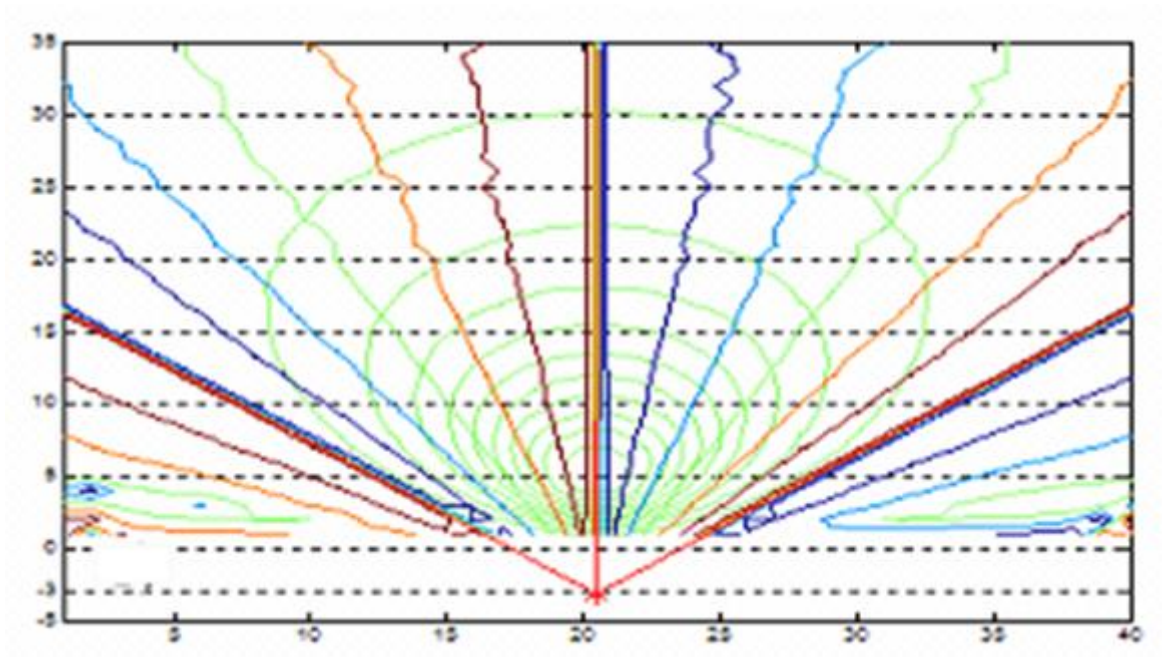
Hình 1.8b: Tín hiệu  $f(t)$



Hình 1.8c: Biến đổi Fourier của tín hiệu  $f(t)$

Năm 1975, Morlet J phát triển phương pháp đa phân giải (multiresolution): trong đó, ông ta sử dụng một xung giao động, được hiểu là một “wavelet” (dịch theo từ gốc của nó là một sóng nhỏ) cho thay đổi kích thước và so sánh với tín hiệu ở từng đoạn riêng biệt. Kỹ thuật này bắt đầu với sóng nhỏ (wavelet) chứa các giao động tần số khá thấp, sóng nhỏ này được so sánh với tín hiệu phân tích để có 1 bức tranh toàn cục của tín hiệu ở độ phân giải thô. Sau đó sóng nhỏ được nén lại để nâng cao dần tần số dao động. Quá trình này gọi là làm thay đổi tỉ lệ (scale) phân tích; khi thực hiện tiếp bước so sánh, tín hiệu sẽ được nghiên cứu chi tiết ở các độ phân giải cao hơn, giúp phát hiện các thành phần biến thiên nhanh còn ẩn bên trong tín hiệu.

Sau đây, chúng tôi trình bày về phép biến đổi wavelet liên tục thuận và nghịch đồng thời trình bày một số các thuộc tính cơ bản của các hàm wavelet để có thể vận dụng trong các bài toán cụ thể.



**Hình 1.9:** Biểu diễn hệ số wavelet trong tỉ lệ đồ dạng các đường đẳng trị

#### 1.4.4 - Phép biến đổi wavelet nghịch

Tương tự như phép biến đổi Fourier, phép biến đổi wavelet liên tục có tính thuận nghịch. Nếu phép biến đổi wavelet thuận có dạng (1.1) thì phép biến đổi wavelet nghịch có dạng:

$$f(x) = \frac{1}{c_g} \int_{-\infty}^{+\infty} db \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{s} W(s, b) \Psi_0\left(\frac{x-b}{s}\right) ds \quad (1.13)$$

Trong đó:

-  $C_g$  là hằng số phụ thuộc vào hàm wavelet được sử dụng.

Công thức (1.13) cho phép khôi phục lại tín hiệu nguyên thủy từ các hệ số biến đổi wavelet bằng phép tính tích phân toàn bộ tham số tỉ lệ  $s$  và dịch

chuyển b. Trong(1.13), hàm wavelet  $\Psi_0$  được sử dụng thay cho hàm liên hiệp phức của nó trong biểu thức (1.7).

Trong thực tế, việc khôi phục chính xác tín hiệu gốc từ phép biến đổi wavelet gặp khó khăn (không giống như việc khôi phục tín hiệu từ phép biến đổi Fourier) Theo S. Haykin, Neural Networks(1999)[5] việc khôi phục tín hiệu gốc từ phép biến đổi wavelet sẽ cho kết quả chính xác khi phương trình sau đây được thỏa:

$$c_g = \left\{ 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\|\Psi(\omega)\|^2}{\|\omega\|} d\omega \right\}^{1/2} < \infty \quad (1.14)$$

Trong đó:  $\Psi(\omega)$  là biến đổi Fourier của hàm  $\Psi(x)$

#### 1.4.5- Phép biến đổi wavelet liên tục hai chiều và nhiều chiều

Phép biến đổi wavelet 2-D được cho bởi phương trình:

$$W(s, B) = \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} f(R) \cdot \Psi_0^*\left(\frac{R-B}{s}\right) dR \quad (1.15)$$

Trong đó:

-  $R(x_1, x_2)$  là véc tơ tọa độ gồm hai thành phần là  $x_1$  và  $x_2$  thỏa hệ thức:

$$R^2 = x_1^2 + x_2^2$$

-  $B(b_1, b_2)$  là véc tơ vị trí, có hai thành phần thỏa hệ thức:  $B^2 = b_1^2 + b_2^2$

Hệ số  $(1/s)$  để chuẩn hóa năng lượng của sóng wavelet 2-D, được suy ra từ trường hợp 1-D. Tín hiệu  $f(R)$  là hàm theo hai biến không gian là  $x_1$  và  $x_2$ .

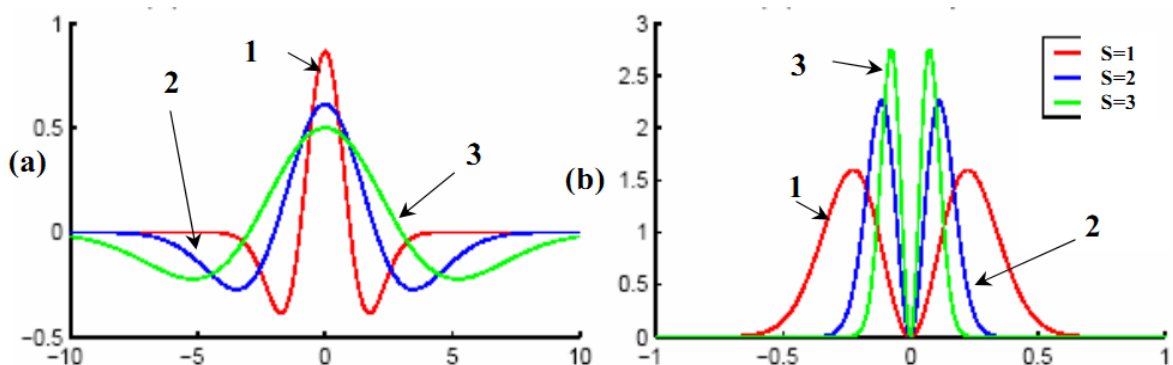
Phép biến đổi wavelet nghịch 2-D được viết dưới dạng:

$$f(R) = \frac{1}{c_g} \int_{-\infty}^{+\infty} dB \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{s^3} w(s, B) \Psi_0\left(\frac{R-B}{s}\right) ds \quad (1.16)$$

So với biểu thức biến đổi wavelet nghịch 1-D cho bởi (1.13), biểu thức (1.16) xuất hiện số dạng  $(1/s^3)$  thay cho số hạng  $(1/s)$  do nguyên nhân co giãn và dịch chuyển của hàm wavelet trong phép biến đổi 2-D:

#### 1.4.6 - Độ rộng

Quan hệ giữa độ rộng của hàm wavelet trong miền không gian và độ rộng trong miền tần số cho bởi nguyên lý bất định Heisenberg - Gabor (C.T. Lin and C.S.G. Lee.2002, [6] ). Nếu hàm wavelet bị hẹp về độ rộng trong miền không gian và ngược lại, độ rộng của phổ tần số sẽ tăng lên. Vậy độ phân giải tối ưu trong miền tần số sẽ tương ứng với độ phân giải rất hạn chế trong miền không gian và ngược lại. Hình 1.10a mô tả ba xung wavelet Mexican ứng với ba tỉ lệ  $s$  khác nhau và hình 1.10b là phổ Fourier tương ứng của ba xung wavelet nêu trên. So sánh các đồ thị có cùng tỉ lệ  $s$  ta thấy, khi xung wavelet có dạng nở rộng (đồ thị thứ 3 trên hình 1.10a) thì phổ tần số tương ứng của nó lại có dạng rất hẹp (đồ thị thứ 3 trên hình 1.10b)



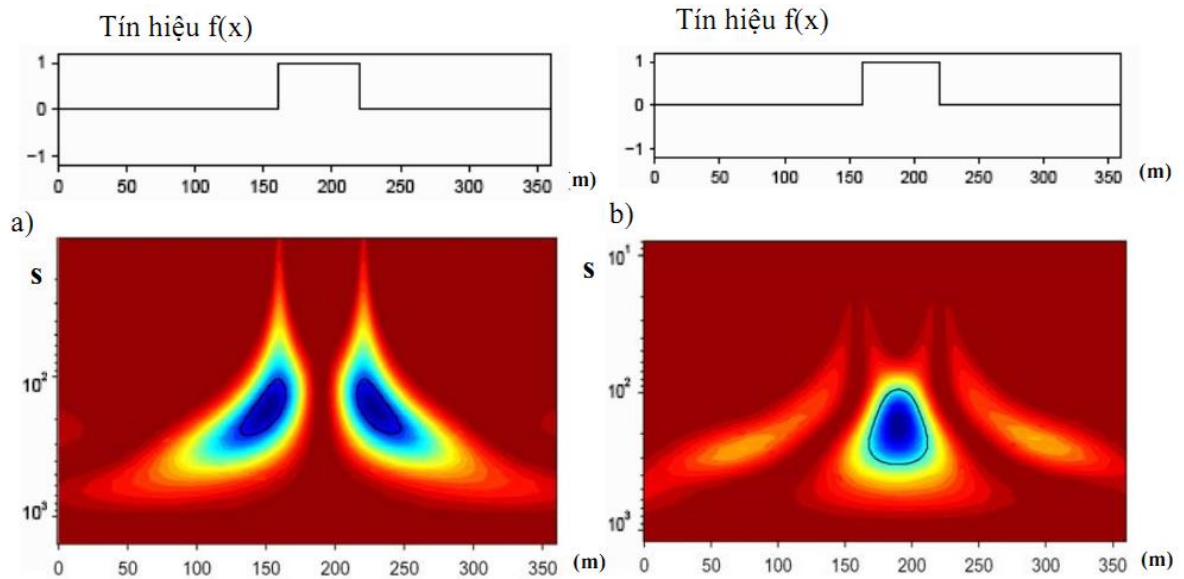
Hình:1.10: Hàm Wavelet Mexican ở ba tỉ lệ  $s$  khác nhau

(a) Các hàm Wavelet Mexican với tỉ lệ  $s$  lần lượt là 1,2 và 3

(b) Phổ Fourier của hàm Wavelet Mexican với tỉ lệ 1,2 và 3

### 1.4.7- Chẵn hay lẻ

Khi sử dụng các hàm wavelet thực, cần phân biệt hàm wavelet chẵn hay hàm wavelet lẻ. Sử dụng hàm wavelet lẻ, chúng ta có thể xác định chính xác nơi xuất hiện và kết thúc của tín hiệu có dạng giống hàm wavelet. Hàm wavelet chẵn sử dụng để xác định các đỉnh cực đại trên tín hiệu.



**Hình 1.11:** Hình trên là tín hiệu  $f(x)$ , hình dưới là biến đổi wavelet của tín hiệu sử dụng làm wavelet là đạo hàm bậc nhất của hàm Gauss

Hình 1.11a: là phép biến đổi wavelet của tín hiệu có dạng hình hộp sử dụng hàm tạo ra từ đạo hàm Gauss: lúc này, hàm wavelet là lẻ và dựa vào đồ thị có thể chỉ ra trực tiếp vị trí của các bờ biên. Hình 1.11b là phép biến đổi wavelet của tín hiệu sử dụng hàm tạo ra từ đạo hàm bậc hai của hàm Gauss; lúc này hàm wavelet là chẵn nên thích hợp cho việc xác định vị trí các đỉnh.

$$\Psi_{0(s,B)}(R) = \frac{1}{s} \Psi_0\left(\frac{R-B}{s}\right) \quad (1.17)$$



Phép biến đổi wavelet  $n$  chiều ( $n > 2$ ) có thể xây dựng đơn giản bằng cách mở rộng số phân tử trong các vectơ  $R$  và  $B$  đến  $n$  giá trị theo cách biểu diễn.

$$R(x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ và } B(b_1, b_2, \dots, b_n) \quad (1.18)$$

Để đảm bảo sự bảo toàn năng lượng của sóng wavelet, trong phép biến đổi wavelet  $n$ -D, cần hiệu chỉnh lại số hạng trước tích phân dưới dạng  $1/s^{(n/2)}$ . Do đó, hàm wavelet  $\Psi_{(x,b)}(R)$  trong không gian  $n$ -D được viết ở dạng:

$$\Psi_{0(s,B)}(R) = \frac{1}{s^{(n/2)}} \Psi_0\left(\frac{R-B}{s}\right) \quad (1.19)$$

Nên phép biến đổi wavelet trong  $n$ -D được viết dưới dạng:

$$W(s, B) = \frac{1}{s^{(n/2)}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(R) \cdot \Psi_0^*\left(\frac{R-B}{s}\right) dR \quad (1.20)$$

Và phép biến đổi wavelet nghịch của nó trong  $n$ -D có dạng:

$$f(R) = \frac{1}{c_g} \int_{-\infty}^{+\infty} dB \int_0^{+\infty} \frac{1}{s^{n+1}} w(s, B) \cdot \Psi_0\left(\frac{R-B}{s}\right) ds \quad (1.21)$$

#### 1.4.8 - Tiêu chuẩn chọn hàm wavelet

Ưu điểm chính của phép biến đổi wavelet là phân tích chi tiết từng vùng không gian rất nhỏ trong vùng biến đổi rộng của tín hiệu khảo sát. Sự địa phương hóa trong phân tích giúp phát hiện vị trí các điểm đứt gãy, các điểm gián đoạn với độ dốc lớn nếu hàm wavelet được chọn đồng dạng với tín hiệu. Ngoài yếu tố trên, các yếu tố khác cũng giữ vai trò quan trọng, cần được xem xét kỹ trước khi chọn một hàm wavelet để phân tích (Chong Tan (2009)[4]), (Moddy J., Darken(1989)[9]), (Zainuddin Z., Ong P 2011)[11].

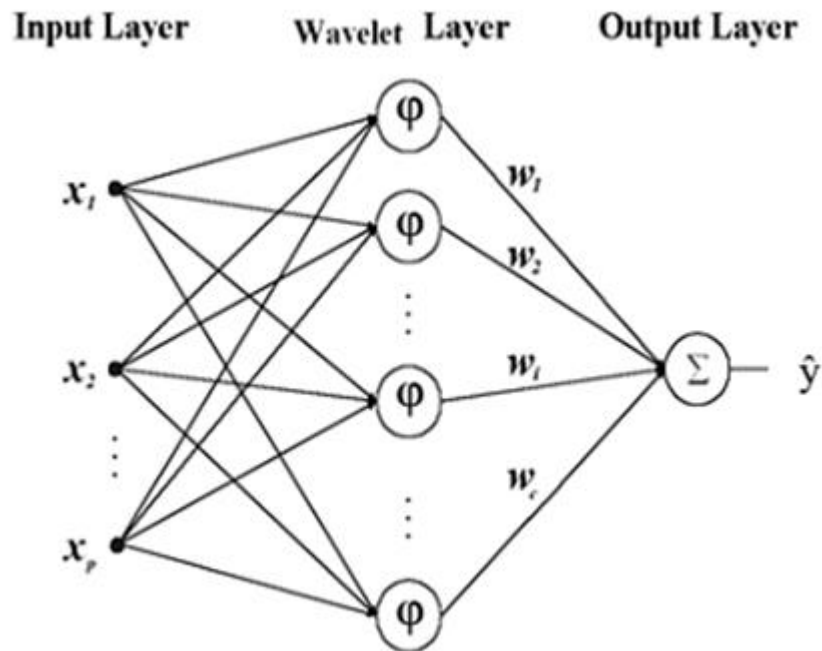
Trong những thập kỷ trước đây, mạng nơ ron đã được xác định như một công cụ phổ biến dùng để tính toán các phép tính gần đúng từ các dữ liệu đầu vào - đầu ra sao cho ăn khớp với các mô hình phi tuyến tính. Một mạng nơ ron có thể nhận được năng lượng tính toán thông qua khả năng học tập và một cơ cấu phân phối song song cực kỳ khổng lồ của mình. Tuy nhiên, việc tiến hành một mạng nơ ron vẫn còn chịu nhiều ảnh hưởng do vẫn không có đủ các phương pháp cấu trúc có hiệu quả, kể cả trong việc quyết định thông số của các neuron hay chọn lựa các cấu trúc mạng. Khả năng của những mạng nơ ron nhân tạo vẫn bị giới hạn trong việc xác định rõ các nét đặc trưng cục bộ trong một chu trình thời gian, điều này thường được xem là một vấn đề rất quan trọng trong khi phân loại hay mô hình hóa các chuỗi chu trình thời gian một cách chính xác. Do những tính chất đặc trưng này thường bị hạn chế theo thời gian và/hoặc tần số, việc sử dụng các bước sóng ngắn (wavelet) sẽ cho phép Mạng Nơ ron tập trung vào các đặc trưng cục bộ này thông qua việc lợi dụng các phân tích đa phân giải do các bước sóng ngắn (wavelet) cung cấp.

Các công nghệ sử dụng bước sóng ngắn (wavelet) có thể cung cấp thêm nhận thức và hiệu suất cho những tình huống phân tích dữ liệu từng được sử dụng bởi những người sử dụng công nghệ. Ý tưởng sử dụng bước sóng ngắn (wavelet) trong mạng nơ ron đã được đề xuất bởi Zhang và Benveniste [8], *Zhang và các cộng sự của mình*[8] đã mô tả một mạng nơ ron với các hàm học tập và đánh giá dựa trên các bước sóng ngắn, và cấu trúc của mạng lưới này cũng tương tự với các mạng lưới RBF ngoại trừ việc các hàm quay vòng của nó đều được thay thế bằng các hàm thang đo giao nhau. Nếu như chỉ đánh giá dưới phương diện đạo hàm, như vậy các mạng lưới KBF truyền thống có thể đại diện cho mọi đạo hàm nằm trong nhóm danh sách các hàm cơ bản. Tuy nhiên, những hàm nằm trong nhóm danh sách cơ bản này lại không thường giao nhau và rất hay dư thừa. Điều này có nghĩa là, trong mạng lưới

KBF, một hàm biểu diễn được đưa ra cũng không được xem là duy nhất và cũng có nhiều khả năng không phải là hàm có hiệu quả nhất. Bakshi và Stephanopoulous đã rất sáng tạo khi đưa ra một mạng lưới nơ ron sóng ngắn giao nhau với các hàm xấp xỉ và phân loại dựa trên các phân tích đa phân giải (Cao J., Lin X ) [10].

Các bước sóng ngắn (wavelet) đã trở thành một chủ đề cực kỳ sôi động trong rất nhiều lĩnh vực nghiên cứu khoa học kỹ thuật. Đặc biệt là mạng nơ ron sóng ngắn (WNN), được lấy cảm hứng từ các mạng lưới nơ ron tiếp thuận và sự phân ly của các bước sóng ngắn, mạng lưới này đã nhận được một sự chú ý đáng kể và đã trở thành một công cụ nổi tiếng dùng để tính toán các hàm xấp xỉ. Trái ngược với những mạng lưới nơ ron nhân tạo chính thống vẫn sử dụng các hàm khởi động sích-ma, WNN lại cho thấy những nét đặc trưng của mình khi thường xuyên sử dụng phép biến đổi bước sóng ngắn (wavelet) - một dạng biến đổi được tìm ra từ một nhóm các bước sóng giao nhau - khi các hàm khởi động được dùng tính toán các nơ ron lớp ẩn thay cho các hàm sích-ma thường dùng. Mỗi nơ ron nằm trong lớp ẩn sẽ đại diện cho một hệ số bước sóng. Do các biến đổi bước sóng sẽ dẫn đến một phép biểu diễn thừa thớt, nên không phải hệ số bước sóng nào cũng được xem là cần thiết trong việc tái cấu trúc các tín hiệu gốc sao cho chuẩn xác (Cao J., Lin X) [12]. Trong thực tế, sự liên hệ giữa tất cả các hệ số có thể khiến cho mạng nơ ron trở nên quá sức, và kết quả chính là hội tụ kém. Vì lý do đó, những hệ số bước sóng không hề ảnh hưởng đến các đặc trưng cục bộ của tín hiệu sẽ được xác định trong quá trình cải tạo lặp đi lặp lại của WNN, và những nơ ron tương ứng với các hệ số này cũng sẽ được cắt bớt ra khỏi mạng lưới. Theo như hình 1.12, cấu trúc đơn giản nhất của WNN lại rất tương tự với Mạng Nơ ron, trong đó mỗi nơ ron thường thường đều được áp dụng vào tất cả các biến số đầu vào. Và tại đây, một lớp ẩn bao gồm các nơ ron, thường được xem là các bước sóng ngắn.

### 1.4.9 Mạng Nơron Wavelet



Hình 1.12: Cấu trúc của mạng Nơron Wavelet

Mạng nơ ron sóng ngắn bao gồm ba lớp: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Các kết nối giữa các đơn vị đầu vào và đơn vị ẩn, cũng như giữa các đơn vị ẩn và đơn vị đầu ra là hai trọng số được gọi lần lượt là  $V_{jp}$  và  $W_j$ . Trong mạng WNN, chu trình cải tạo có thể được mô tả như sau;

- Khởi động thông số giãn nở  $m_j$ , thông số truyền đạt  $n_j$  và các trọng số kết nối giao điểm  $V_{jp}$ ,  $W_j$  đến các giá trị ngẫu nhiên. Tất cả các giá trị này đều sẽ được giới hạn trong quãng  $(0, 1)$ .
- Dữ liệu đầu vào  $x_p(t)$  và các giá trị đầu ra tương ứng, trong đó  $p$  sẽ giao động từ 1 cho đến  $P$ , đồng thời đại diện cho trị số của các giao điểm đầu vào,  $t$  đại diện cho mẫu dữ liệu  $t$ 'th của tập hợp cải tạo, và  $d$  sẽ đại diện cho tình trạng đầu ra yêu cầu.

giá trị đầu ra của các mẫu  $t$ ,  $\hat{y}_t$  sẽ được tính toán bằng công thức sau:

$$y_t = \sum_{j=1}^N W_j \varphi \left( \frac{\sum_{p=1}^p V_{jp} X_t^p - m_j}{n_j} \right) \quad (1.22)$$

M đại diện cho trị số dữ liệu của tập hợp cải tạo.  $\eta$  và  $\zeta$ , lần lượt đại diện cho tốc độ học tập và giới hạn động lượng.

- Quy trình sẽ được tiếp tục cho đến khi E thỏa mãn được các tiêu chuẩn sai lệch đã đưa ra, đến lúc đó toàn bộ quá trình cải tạo của WNN mới được hoàn thành

Kết hợp chặt chẽ các đặc tính cục bộ theo thời gian - tần số của các bước sóng ngắn và các khả năng học tập của của một mạng nơ ron thông thường, WNN đã cho thấy các lợi thế của mình qua những phương pháp chính quy như NN khi thành lập các mô hình hệ thống phi tuyến tính đầy phức tạp.

## CHƯƠNG II

### CÁC THUẬT TOÁN HỌC TRONG MẠNG NƠN

#### 2.1 Các luật học

##### 2.1.1 Quy tắc học của mạng nơon nhân tạo

Huấn luyện mạng sử dụng các phần tử vector trọng số hoặc các thành phần của vector trọng số  $w_{ij}$  kết nối với đầu vào của nơon  $i$ , dữ liệu đầu ra của nơon khác có thể là đầu vào của nơon  $i$ . Các dạng hàm kích hoạt nơon có thể khác nhau khi các quy tắc học khác nhau được xem xét.

Trọng số của vector  $w_i = [w_{i1} \ w_{i2} \ w_{i3} \dots \ w_{in}]^t$  tăng theo tỉ lệ kết quả đầu vào  $x$  và tín hiệu học  $r$ . Tín hiệu học là một hàm của trọng số  $w_i$  và dữ liệu đầu vào  $x$ , hoặc tín hiệu dạy  $d_i$

$$R = f_r(w_i, x, d_i) \quad (2.1)$$

Trọng số của vector  $w_i$  sẽ tăng tại thời điểm  $t$  theo quy tắc học :

$$\Delta w_i(t) = \theta r[w_i(t), x(t), d_i(t)]x(t) \quad (2.2)$$

Trong đó  $\theta$  là hằng số xác định tỉ lệ học

Tại bước tiếp theo vector trọng số tương ứng với thời gian  $t$ :

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \theta r[w_i(t), x(t), d_i(t)]x(t) \quad (2.3)$$

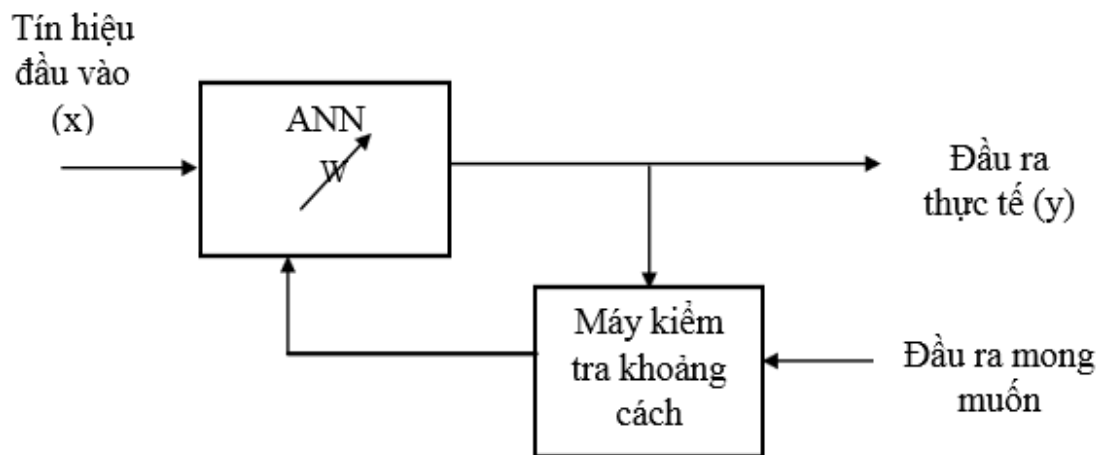
Quy ước chỉ số trên sẽ được sử dụng trong phạm vi chỉ mục rời rạc. Đối với các bước có thể sử dụng từ (2.3) bằng cách sử dụng công thức

$$w_i^{k+1} = w_i^k + \theta r(w_i^k, x^k, d_i^k)x^k \quad (2.4)$$

##### 2.1.2 Học có giám sát

Nguyên tắc học tập được cung cấp với một tập huấn luyện về hoạt động mạng thích hợp:  $\{x_1, y_2\}$ ,  $\{x_2, y_2\}$ , ...,  $\{x_n, y_n\}$ .

Với  $(x_n)$  là một dữ liệu đầu vào mạng,  $(y_n)$  là dữ liệu đầu ra tương ứng. Khi đầu vào được áp dụng vào mạng, các kết quả đầu ra của mạng được so sánh với kết quả mục tiêu. Nguyên tắc học được sử dụng để điều chỉnh trọng số và sai số của mạng để dịch chuyển kết quả đầu ra của mạng gần hơn với kết quả mong muốn. Trong học có giám sát tại từng thời điểm khi đầu vào được áp dụng người huấn luyện sẽ cung cấp thông tin phản hồi của hệ thống. Điều này được minh họa trong hình 2.1, khoảng cách thực tế và khoảng cách mong muốn là biện pháp để tìm ra lỗi và được sử dụng để điều chỉnh trọng số của mạng. Trong phân loại học của các mẫu đầu vào hoặc các trạng thái đầu vào được biết trước câu trả lời, lỗi này có thể được sử dụng để thay đổi trọng số nhằm giảm lỗi. Học có giám sát là phương thức học phổ biến và được sử dụng trong nhiều trường hợp học tự nhiên.

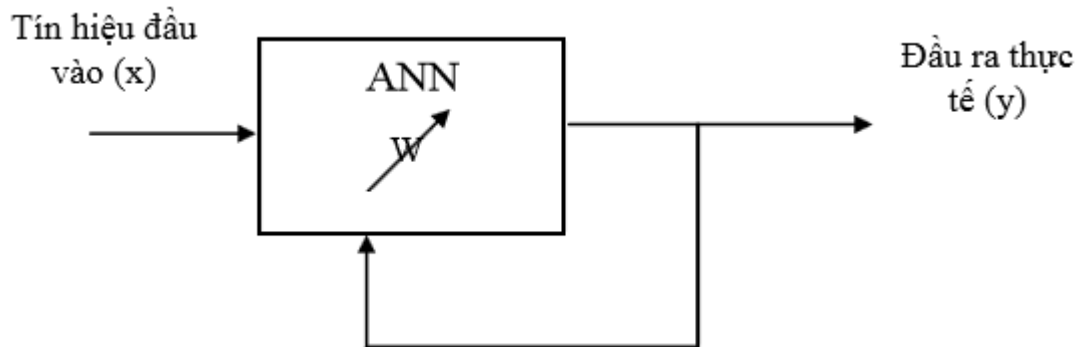


**Hình 2.1: Học có giám sát**

### **2.1.3 Học không giám sát**

Trong học không giám sát trọng số và các sai số của mạng được thay đổi để đáp ứng với dữ liệu đầu vào của mạng. Học không giám sát không có kết quả đầu ra của mạng. Mạng tự học cách phân loại các mẫu đầu vào đưa vào

trong các lớp. Học không giám sát không có các tín hiệu phản hồi, thông tin lỗi không được sử dụng để cải tiến hoạt động của mạng. Học không giám sát được thực hiện dựa trên quan sát các phản ứng đầu vào. Mạng tự tìm hiểu các mẫu, quy tắc, các thuộc tính... mạng tự tìm ra sự thay đổi trong các tham số của nó.



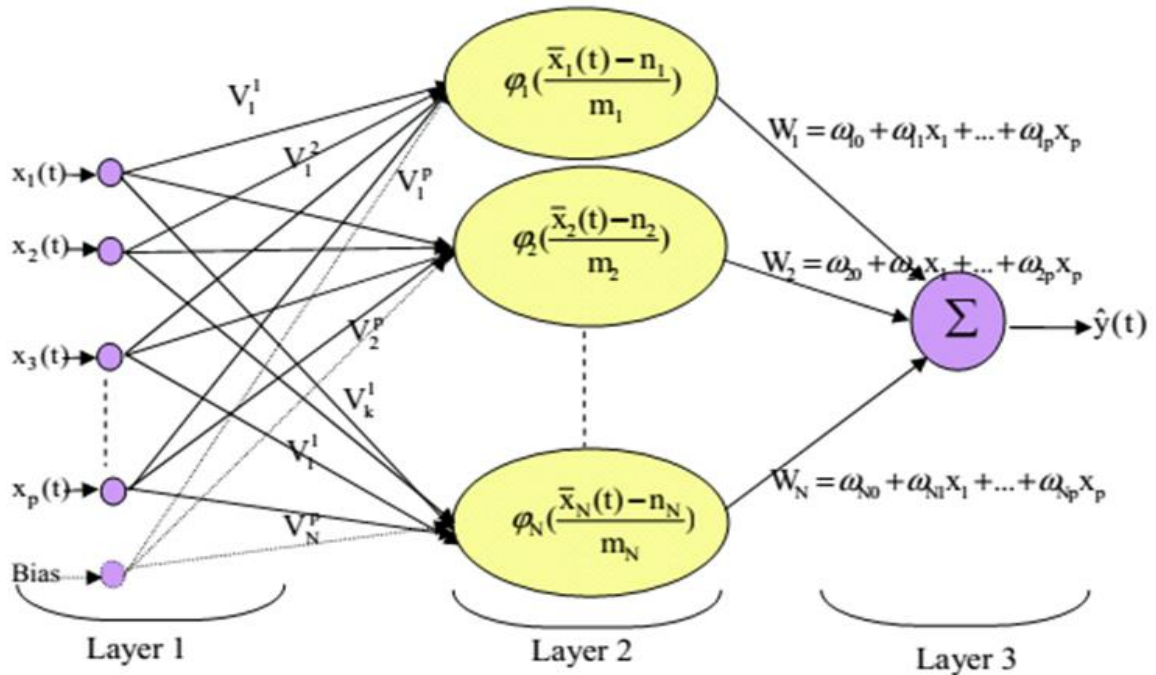
**Hình 2.2: Học không giám sát**

#### **2.1.4 Học tăng cường**

Học tăng cường là luật học có điểm giống như học có giám sát là mạng được cung cấp dữ liệu đầu ra mong muốn và có điểm giống học không giám sát là mạng không nhận được tất cả các thông tin phản hồi. Trong học tăng cường hệ thống nhận được tín hiệu phản hồi đánh giá kết quả đầu ra là đúng hay sai. Tuy nhiên học tăng cường không được cung cấp thông tin đầu ra chính xác. Do không có thông tin đầu ra chính xác lên hệ thống phải sử dụng một số chiến lược tìm kiếm ngẫu nhiên để lựa chọn không gian tìm kiếm từ đó đưa ra kết quả chính xác nhất. Khi có thông tin phản hồi đúng từ môi trường đầu vào học tăng cường khám phá môi trường mới. Hệ thống này sẽ nhận được tín hiệu đầu vào từ môi trường và cho kết quả đầu ra tương ứng. Hệ thống sẽ nhận được thông tin phản hồi tích cực hoặc không tích cực từ môi trường. Để nhận biết được thông tin phản hồi từ môi trường là tích cực hay không tích cực hệ thống sẽ phải thực hiện qua nhiều bước.



## 2.2 Các thuật toán học trong mạng Noron Wavelet



**Hình 2.3: Tổ hợp tuyến tính trong cấu trúc mạng Noron Wavelet**

Thay vì các trọng số tĩnh nằm giữa lớp ẩn và lớp đầu ra, chỉ cần một kết hợp tuyến tính giữa các trọng số là có thể nhận được  $W_j$ . Những động cơ chính của việc đưa vào các trọng số tuyến tính chủ yếu bao gồm i) Chúng cho thấy những hiệu ứng tốt trong hệ thống neuro-xoắn TSK ii) Các mô hình tuyến tính cục bộ phải cung cấp một phép nội suy càng chi tiết hơn trong các không gian cao chiều. Các thông số đo lường và truyền đạt cũng như các thông số mô hình tuyến tính cục bộ và các trọng số lớp nhất - đến - nhị đều được khởi động một cách ngẫu nhiên trong giai đoạn đầu và sẽ được tối ưu hoá bằng thuật toán lan truyền ngược gốc sử dụng các đạo hàm riêng và quy tắc dây chuyền. Hàm sóng ngắn do các giao điểm lớp ẩn thông qua chính là một phiên bản khả thi đã được sửa đổi của bước sóng Morlet. Bước sóng này được bắt nguồn từ một đạo hàm có kích cỡ tương xứng với hàm cosin và hàm mật độ xác suất Gaussian. Nó được xem là bất trực giao và nhận được sự hỗ

trợ vô hạn (J.S.R.Jang,1997) [7]. Hàm khởi động giao điểm bước sóng  $j^{\text{th}}$  sẽ được kết nối với dữ liệu đầu vào như sau:

$$\varphi_{m_j, n_j}(\bar{x}_j) = \cos(2\pi\beta(\frac{\bar{x}_j - m_j}{n_j}))e^{-\frac{(\bar{x}_j - m_j)^2}{\nu}} \quad (2.5)$$

### 2.3 Chương trình học tập tham số Ghép

Trong giai đoạn điều chỉnh, việc tối ưu hoá các thông số trong mạng lưới sao cho có hiệu quả sẽ được đặt lên hàng đầu. Như vậy một phương pháp học tập ghép sẽ được thông qua. Do cấu trúc được đề xuất phải bao gồm các phần tuyến tính và phi tuyến tính, một chương trình học tập bao gồm hai bước, trong đó hai phương pháp đệ quy bình phương tối thiểu (RLS) và phương pháp dốc nhất (GD) phải được sử dụng.

Các công thức bình phương tối thiểu chính thống sẽ có dạng khối, nghĩa là tất cả tham số sẽ được thu thập trước sau đó mới được xử lý cùng lúc. Một công thức như vậy sẽ đưa đến nhiều vấn đề tình toán lớn do sự phức tạp trong tính toán vẫn luôn đặt theo thứ tự  $O(\Omega^3)$ , thứ tự này sẽ tăng trưởng liên tục cùng lúc với số dữ liệu thu thập được, trong đó  $[\Omega]$  chính là trị số của các thông số được ước tính. Để gia tăng tính hiệu quả của các thuật toán LS, một biến thể đệ quy, được biết đến với cái tên Đệ quy Bình phương Tối thiểu (RTS), đã được chuyển hóa và được dùng để từng bước cải tạo một mô hình hồi quy tuyến tính.

Cơ chế học tập tham số sẽ được căn cứ theo các dữ liệu cải tạo sau khi hoàn thành một chu trình dự đoán trước-một-bước. Trong thực tế, rất nhiều trọng số lớp đầu ra của WNN là tuyến tính, do đó, được thúc đẩy bởi điều này, việc sử dụng kỹ thuật RLS để điều chỉnh các thông số của lớp đầu ra trong lúc cải tạo lại được xem là hợp lý, điều này cũng được áp dụng tương tự

với phương pháp Dốc Nhất (GD) khi điều chỉnh các thông số khác. Tập hợp học tập ghép này có thể tăng lên đáng kể tốc độ của quy trình học tập và, đồng thời cũng tăng lên tính ổn định của quy trình này. Chúng tôi đã dùng một phương pháp học tập ghép bao gồm hai phương pháp Độ quy Bình phương Tối thiểu (RLS) và phương pháp GD. Các thông số sẽ được chia ra thành hai loại: thông số tuyến tính và phi tuyến tính. Để cập nhật các thông số tuyến tính, RLS sẽ được sử dụng, còn để cập nhật các thông số phi tuyến tính, các thuật toán GD có lẽ sẽ là lựa chọn đơn giản nhất.

$$E_t = \frac{1}{2} (y_t^d - O_t^3)^2 \quad t=1, \dots, M \quad (2.6)$$

Trong đó:

$O_t^l$  chính là đầu ra của lớp  $l$ 'th đối với mẫu cải tạo  $t$ 'th. Trong một cấu trúc ba lớp,  $O_t^3$  chính là đầu ra ước tính cuối cùng của hệ thống và  $y_t^d$  chính là đầu ra yêu cầu cho cùng một mẫu và  $M$ .

Ở trên có nhắc đến thuật toán lan truyền ngược, thuật toán này được dùng dựa trên các biểu thức cập nhật liên quan cho các thông số bước sóng ( $m_j, n_j$ ). Chúng sẽ được cập nhật bằng cách sử dụng quy tắc dây chuyền và xem xét hai ký hiệu  $P$  và  $N$ , hai ký hiệu này sẽ lần lượt biểu thị kích thước đầu vào và trị số nơ ron lớp ẩn. Các biến thể của hàm lỗi có thể đạt được bằng cách phân biệt hàm chi phí với mỗi tham số có khả năng điều chỉnh tự do.

$$\begin{cases} \frac{\partial E_t}{\partial n_j} = \frac{\partial E_t}{\partial O_t^3} \times \frac{\partial O_t^3}{\partial I_t^3} \times \frac{\partial I_t^3}{\partial O_j^2} \times \frac{\partial O_j^2}{\partial n_j} \\ \frac{\partial E_t}{\partial m_j} = \frac{\partial E_t}{\partial O_t^3} \times \frac{\partial O_t^3}{\partial I_t^3} \times \frac{\partial I_t^3}{\partial O_j^2} \times \frac{\partial O_j^2}{\partial m_j} \end{cases} \quad p=1, \dots, P \quad j=1, \dots, N \quad (2.7)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial E_t}{\partial n_j} = -(y_t^d - O_t^3) \times f'_{out} \times W_j \times \frac{\partial f_{hidden}}{\partial n_j} \\ \frac{\partial E_t}{\partial m_j} = -(y_t^d - O_t^3) \times f'_{out} \times W_j \times \frac{\partial f_{hidden}}{\partial m_j} \end{cases} \quad (2.8)$$

$I_t^\ell$  và  $O_t^\ell$  chính là lớp đầu vào và đầu ra đối với mẫu thử tại thời điểm ví dụ  $t$  tương ứng. Hàm lớp đầu ra - trong suốt nghiên cứu này - chính là tuyến tính, do đó, nó sẽ sao chép ngược lại với đầu vào tương ứng của chính nó từ lớp trước đó

$I_{out}^\ell = 1$  Để hiểu rõ hơn, có thể xem xét phương trình (2.5).

$$\begin{cases} \frac{\partial f_{hidden}}{\partial n_j} = \frac{2\pi\beta}{m_j} \sin(2\pi\beta \frac{x-n_j}{m_j}) e^{-\frac{(x-n_j)^2}{m_j}} + \left(-\frac{2(x-n_j)}{m_j^2}\right) \cos(2\pi\beta \frac{x-n_j}{m_j}) e^{-\frac{(x-n_j)^2}{m_j}} \\ \frac{\partial f_{hidden}}{\partial m_j} = \frac{2\pi\beta(x-n)}{m_j^2} \sin(2\pi\beta \frac{x-n_j}{m_j}) e^{-\frac{(x-n_j)^2}{m_j}} + \left(-\frac{(x-n_j)(x-n)}{m_j^2}\right) \cos(2\pi\beta \frac{x-n_j}{m_j}) e^{-\frac{(x-n_j)^2}{m_j}} \end{cases} \quad (2.9)$$

$$\begin{cases} n_j(t+1) = n_j(t) + \Delta n_j \\ m_j(t+1) = m_j(t) + \Delta m_j \end{cases} \quad (2.10)$$

$$\begin{cases} \Delta n_j = \eta_n \frac{\partial E}{\partial n_j} + \zeta n_j(t-1) \\ \Delta m_j = \eta_m \frac{\partial E}{\partial m_j} + \zeta m_j(t-1) \end{cases} \quad (2.11)$$

Tương tự, quy luật cập nhật của các trọng số kết nối giữa các trọng số lớp đầu vào và lớp bước sóng ( $v_{ij}$ ) cũng được đưa ra như sau:

$$\frac{\partial E_t}{\partial v_{jp}} = \frac{\partial E_t}{\partial O_t^3} x \frac{\partial O_t^3}{\partial I_t^3} x \frac{\partial I_t^3}{\partial O_j^2} x \frac{\partial O_j^2}{\partial I_j^2} \times \frac{\partial I_t^2}{\partial v_{jp}} \quad p=1, \dots, P \quad j=1, \dots, N \quad (2.12)$$

$$\frac{\partial E_t}{\partial \omega_{jp}} = -(y_t^d - O_t^3) \times f'_{out} \times W_j \times \frac{\partial \phi_j}{\partial x_j} \times x_p \quad (2.13)$$

Bằng cách đạt được độ lệch ban đầu

$$\frac{\partial \phi_j}{\partial x_j} = \frac{2\pi\beta}{m_j} \sin\left(2\pi\beta \left(\frac{x-n_j}{m_j}\right) e^{-\frac{(x-n_j)^2}{m_j v}}\right) - \frac{2x}{m_j v} \cos\left(2\pi\beta \left(\frac{x-n_j}{m_j}\right) e^{-\frac{(x-n_j)^2}{m_j v}}\right) \quad (2.14)$$

$$V_{jp}(t+1) = V_{jp}(t) + \Delta V_{jp} \quad (2.15)$$

Trong đó:

$$\Delta V_{jp} = \eta_v \frac{\partial E}{\partial v_{jp}} + \zeta v_{jp}(t-1) \quad (2.16)$$

$n_m$ ,  $n_n$  và  $n_v$  đại diện cho tốc độ học tập của  $m$ ,  $n$  và  $v$  còn  $\zeta$  chính là động lượng. Như chúng ta có thể thấy từ phương trình được đưa ra trên đây, việc sử dụng Kết hợp Tuyến tính giữa các Trọng số được đề xuất trong luận án này không hề khiến cho việc thực hiện các chu trình điều chỉnh trở nên quá phức tạp, đồng thời còn cung cấp một tỷ lệ hội tụ cao hơn và khiến cho chu trình được chuẩn xác hơn.

### CHƯƠNG III

## ỨNG DỤNG MẠNG NƠON WAVELET TRONG BÀI TOÁN PHÂN TÍCH ĐÁNH GIÁ DỰ BÁO CÁC CHỈ SỐ KINH TẾ VÀ THỬ NGHIỆM

### 3.1 Bài toán dự báo chứng khoán

Tài chính bao gồm ba lĩnh vực có liên quan mật thiết với nhau:

Tiền và thị trường vốn.

Vấn đề đầu tư.

Quản trị tài chính

Một trong những bài toán liên quan đến các lĩnh vực này là bài toán dự báo: dựa trên dữ liệu lịch sử dự báo dữ liệu tương lai.

#### 3.1.1 Một số khái quát cơ bản về thị trường tài chính

Thị trường tài chính được phân loại thành thị trường sơ cấp và thị trường thứ cấp.

Thị trường sơ cấp: Là thị trường bán các chứng khoán mới phát hành của công ty.

Thị trường thứ cấp: Là thị trường mua bán các loại chứng khoán đang tồn tại giữa các nhà đầu tư.

Chứng khoán là thuật ngữ dùng để chỉ các chứng chỉ về đầu tư hoặc cho vay vốn nhằm thu được trong tương lai một khoản lợi tức từ việc đầu tư hoặc cho vay vốn đó. Có hai loại chứng khoán: trái phiếu (bond) và cổ phiếu(stock):

*Trái phiếu* là chứng chỉ cho vay vốn, chứng nhận người sở hữu trái phiếu đã cho người phát hành trái phiếu(trái chủ) vay một số tiền nhất

định, trong một thời gian nhất định. Khi tới hạn thanh toán, trái chủ sẽ trả lại trái phiếu cho người phát hành để nhận lại tiền vốn và lãi. Ví dụ về trái phiếu là công trái quốc gia, tín phiếu kho bạc...

*Cổ phiếu* là chứng chỉ đầu tư vốn, nó xác nhận phần hùn vốn của người sở hữu cổ phiếu trong công ty cổ phần. Người sở hữu cổ phiếu được gọi là cổ đông, là chủ sở hữu vốn và có trách nhiệm về mặt pháp lý trong phạm vi của vốn góp vào. Cổ đông không được rút vốn khỏi công ty bằng cách trả lại cổ phiếu cho công ty, cổ đông được chia lãi theo tỷ lệ góp vốn vào công ty, nhưng phải chịu mọi rủi ro mà công ty gặp phải.

*Các chỉ số thị trường chứng khoán:*

Các chỉ số thị trường chứng khoán được xây dựng nhằm đưa ra câu trả lời nhanh *cho thắc mắc* “*Sức khỏe của thị trường chứng khoán như thế nào?*”. *Rất nhiều* chỉ số và số trung bình của thị trường chứng khoán (TTCK) được công bố để đo lường nhiều hiện tượng khác nhau, một vài chỉ số thông dụng nhất là:

- Số trung bình ngành công nghiệp DowJones (DIIA).
- Số trung bình tổng hợp DowJones.
- Số trung bình ngành vận tải DowJones.
- Trung bình ngành phục vụ công cộng DowJones.
- Chỉ số tổng hợp 300 TSE (TTCK Toronto).
- Số trung bình chứng khoán Standard & Poor từ 900 loại hàng hoá công nghiệp khác nhau.
- Số trung bình 400 (S&P400) chứng khoán ngành công nghiệp Standard & Poor

- Trung bình tổng hợp 500 chứng khoán Standard & Poor.
- ....

Các chỉ số của thời báo New York:

- Chỉ số tổng hợp TTCK New York( NYSE)

Chỉ số NIKKEI(Nhật bản).

- Chỉ số TTCK thời báo tài chính (FT-SE) Luân đôn.
- Số trung bình 50 chứng khoán Barron.
- Chỉ số TTCK Hoa kỳ (ASE).
- Chỉ số " 5000 chứng khoán vốn Wilshire.

Một số chỉ số nổi tiếng về trái phiếu trên thị trường chứng khoán Hoa Kỳ bao gồm:

- Chỉ số DowJones của 20 loại trái phiếu.
- Chỉ số trái phiếu ngành công nghiệp DowJones.
- Chỉ số trái phiếu đô thị Standard & Poor.
- Chỉ số trái phiếu đô thị Salomon Brother.
- Chỉ số trái phiếu chính phủ Hoa kỳ Standard & Poor và hàng trăm chỉ số trái phiếu khác.

### **3.1.2 Sự cần thiết của việc dự báo giá chứng khoán**

Nhà đầu tư cần cổ phiếu phải nắm vững những vấn đề về bản chất của phân tích và dự báo giá cổ phiếu, để có được điều này cần phải xem xét toàn diện, tổng thể các nội dung sau:



Tiến hành phân tích cổ phiếu trên thị trường với mục tiêu là đưa ra dự báo về giá cổ phiếu và xu hướng giá cổ phiếu trong tương lai, tìm khả năng sinh lời cao.

Đó là một trong những nội dung quan trọng xác định giai đoạn nào của chu kỳ cổ phiếu tăng trưởng giúp nhà đầu tư cân nhắc để đi đến quyết định đầu tư cổ phiếu có hiệu quả nhất.

Đầu tư chứng khoán với tính chất sinh lợi và rủi ro cao, nhà đầu tư thường sử dụng một lượng tiền khá lớn để kinh doanh chứng khoán do đó họ rất quan tâm việc diễn biến giá cổ phiếu. Nếu dự báo đúng sẽ mang lại thành công lớn, ngược lại sẽ bị thất bại có khi dẫn đến phá sản. Chính vì vậy phân tích cổ phiếu đã trở thành một ngành khoa học và có xu hướng ngày càng phát triển.

Tuy nhiên muốn phân tích cổ phiếu để dự báo tốt về diễn biến giá cả cổ phiếu, nhà đầu tư cần phải xem xét, nghiên cứu trả lời thoả đáng và cụ thể các vấn đề sau:

-Các cổ phiếu sẽ lên giá - vì sao ?

-Các cổ phiếu lên giá bao nhiêu - do đâu ?

-Trong thời gian bao lâu thì các cổ phiếu đạt mức tăng như vậy?

### **3.1.3 Phân tích chứng khoán**

#### ➤ Phân tích cơ bản

Loại này nhằm vào các chỉ số hoạt động của công ty đăng ký cổ phiếu: thu nhập, doanh thu, tài sản có, tài sản nợ, luồng tiền mặt, tỷ suất lợi nhuận và nhằm vào các chỉ tiêu kinh tế chung nhất của từng ngành kinh tế và của toàn nền kinh tế mà chủ yếu là chu kỳ kinh tế. Phân tích cơ bản nhằm dự đoán sự thay đổi điều kiện kinh tế, môi

trường kinh tế để đưa ra quyết định thời điểm mua hoặc bán một chứng khoán cụ thể.

➤ Phân tích đến diễn biến giá cả

Loại phân tích này chú trọng đến diễn biến của giá cả và khối lượng giao dịch trong quá khứ và từ đó sử dụng các kỹ thuật dự đoán giá cả theo đồ thị của một loại chứng khoán. Phân tích cơ bản nhằm chọn ra một chứng khoán thích hợp cho mua hoặc bán, trong khi phân tích kỹ thuật xác định thời điểm đầu tư vào chứng khoán.

### 3.1.4 Xác định giá mở cửa của thị trường chứng khoán

Trong một ngày giao dịch của thị trường chứng khoán vấn đề xác định giá mở cửa (Open Price) rất quan trọng đối với trung tâm giao dịch chứng khoán và nhà đầu tư chứng khoán (mua bán cổ phiếu).

Trong phân tích dự báo chứng khoán, giá mở cửa (Open Price) được thực hiện như sau:

*Khớp giá định kỳ: Khớp giá trước giờ mở cửa*

Trước giờ mở cửa, sau khi tập hợp các lệnh bán và lệnh mua (với giá chào mua và giá chào bán khác nhau, khối lượng mong muốn giao dịch khác nhau) và xác định giá mở cửa là giá mà tại đó khối lượng chứng khoán giao dịch được là lớn nhất. Giá này thỏa mãn nhu cầu của người đặt lệnh, nghĩa là không ai phải bán rẻ hơn giá chào bán của mình, không ai phải mua đắt hơn giá chào mua của mình. Quá trình này gọi là khớp giá.

Giá tham chiếu:

Ngoài ra, thị trường chứng khoán ngày hôm trước sẽ được xác định qua xác định giá mở cửa (Open Price) ngày hôm sau, ở đây là mang tính

gián tiếp vì người thực hiện việc tham chiếu này là người đặt lệnh mua và bán, cách khớp giá để tìm ra giá mở cửa là khớp lệnh định kỳ, còn từ đó về sau là khớp giá liên tục.

Giá đóng cửa ngày hôm trước rất quan trọng để xác định giá mở cửa ngày hôm sau, tuy nhiên theo sơ đồ sau (biểu diễn giá chỉ chứng khoán VNINDEX trong ngày hình 3.1) chúng ta thấy thông thường hai giá trị này khác nhau, vì vậy xây dựng mô hình dự báo giá mở cửa của thị trường chứng khoán là vấn đề cần được giải quyết.



Hình 3.1 Biểu diễn giá chỉ số chứng khoán VNINDEX trong ngày

## 3.2 Ứng dụng của mạng WNN trong việc dự báo chỉ số chứng khoán

### 3.2.1 Xây dựng mô hình hệ thống WNN

Thuật toán cập nhật trọng số tương tự như mạng BP; phương pháp gradient được sử dụng để cập nhật các thông số của hàm wavelet mẹ và trọng số kết nối giữa các lớp, vì vậy sẽ làm cho quá trình dự đoán gần hơn với các đầu ra mong muốn. Các trọng của WNN và các tham số của hàm wavelet mẹ được cập nhật như sau.

Bước 1: Tính toán lỗi dự báo của WNN

$$y_i^{(k+1)} = \text{sng} \left( \sum_{j=1}^n w_{i,j} y_j^k + x_i - \theta \right) \quad (3.1)$$

Với:

$y$  (k) là giá trị dự đoán

$y_n(k)$  được các giá trị yêu cầu ở đầu ra.

Bước 2: Cập nhật các trọng số của WNN và các tham số của hàm wavelet mẹ theo dự báo lỗi e

$$\begin{aligned} \omega_{n,k}^{(i+1)} &= \omega_{n,k}^{(i)} + \Delta \omega_{n,k}^{(i+1)}, \\ \mathbf{a}_k^{(i+1)} &= \mathbf{a}_{n,k}^{(i)} + \Delta \mathbf{a}_k^{(i+1)}, \\ \mathbf{b}_k^{(i+1)} &= \mathbf{b}_k^{(i)} + \Delta \mathbf{b}_k^{(i+1)}, \end{aligned} \quad (3.2)$$

Trong đó  $\Delta \omega_{n,k}^{(i+1)}$ ,  $\Delta \mathbf{a}_k^{(i+1)}$  và  $\Delta \mathbf{b}_k^{(i+1)}$  được tính toán theo sai số dự báo e:

$$\begin{aligned} \Delta \omega_{n,k}^{(i+1)} &= -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^{(i)}}, \\ \Delta \mathbf{a}_k^{(i+1)} &= -\eta \frac{\partial e}{\partial \mathbf{a}_k^{(i)}}, \\ \Delta \mathbf{b}_k^{(i+1)} &= -\eta \frac{\partial e}{\partial \mathbf{b}_k^{(i)}}, \end{aligned} \quad (3.3)$$

và  $\eta$ (eta) là tỷ lệ học.

Quá trình huấn luyện WNN là như sau:

(1) Tiền xử lý dữ liệu: đầu tiên, các dữ liệu ban đầu được chuẩn hóa, sau đó dữ liệu được chia thành tập huấn luyện và thử nghiệm cho mạng và thử nghiệm các chức năng tương ứng.

(2) Khởi tạo WNN với các giá trị ban đầu: trọng số kết nối  $\omega_{ij}$  và  $\omega_j$  yếu tố  $k$  dịch  $b_k$ , và yếu tố quy mô  $a_k$  được khởi tạo ngẫu nhiên, và  $\eta$  tỷ lệ học được thiết lập.

(3) Huấn luyện mạng : đặt đầu vào cho WNN, tính toán dự báo, tính toán lỗi  $e$  giữa đầu ra và các giá trị mong muốn.

(4) Việc cập nhật các trọng số: các thông số được cập nhật như hàm wavelet và trọng số mạng theo các lỗi dự báo, sao cho các giá trị dự báo của mạng càng gần giá trị thực tế.

Nếu kết quả đáp ứng các yêu cầu nhất định, thử nghiệm để kiểm tra mạng, nếu không trở về (3).

*Thuật toán WNN cụ thể như sau theo lưu đồ thuật toán 3.2*

Trên hình 3.2 biểu diễn lưu đồ thuật toán dự báo chỉ số chứng khoán sử dụng mạng WNN. Theo sơ đồ chúng ta có thể thấy các bước thực hiện như sau:

### **Bước 1:**

Khởi tạo thư viện hàm wavelet mẹ, dạng sóng = {waveFunction<sub>i</sub>}

$$\text{waveFunction} = \{\text{waveFunction}_i\}, i = 1, 2, \dots, K, K =$$

$$\|\text{Hàm sóng}\| \text{ là hàm sóng bao gồm tính sai số (3.1)}$$

### **Bước 2:**

Chọn chức năng hàm wavelet tốt nhất: theo các tiêu chí cho mỗi hàm chức năng wavelet

(I) Cập nhật các trọng số và các thông số của wavelet hàm sóng theo (3.2) - (3.3).

(II) (Ii) if  $e < \epsilon$

$$\delta_{\text{best}} = \delta_i$$

$\text{waveFunction}_{\text{best}} = \text{waveFunction}_i$ . Kết thúc

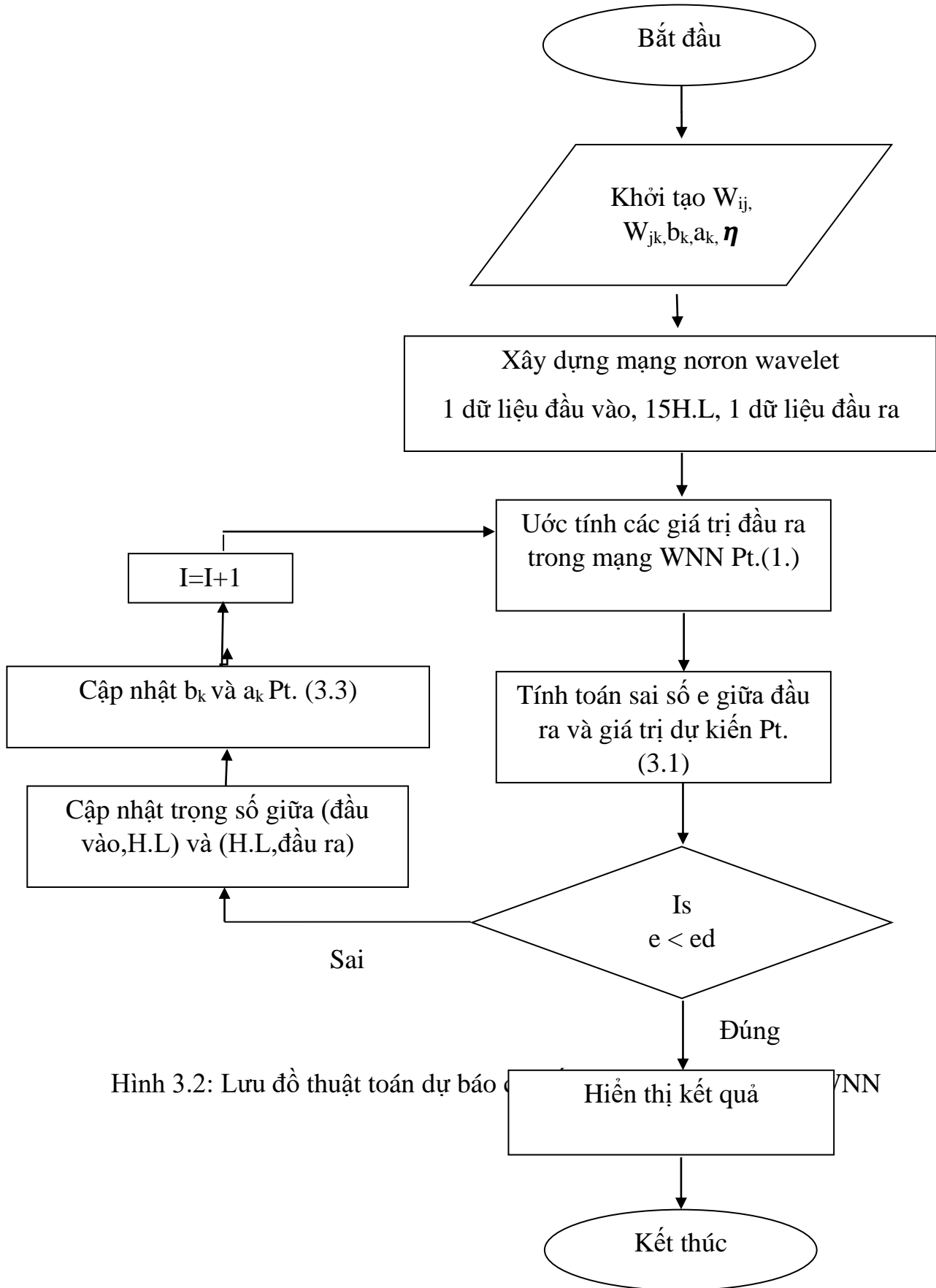
**Bước 3:**

Thiết lập WNN sử dụng  $\text{waveFunction}_{\text{best}}$  như hàm mẹ wavelet.

**Bước 4:**

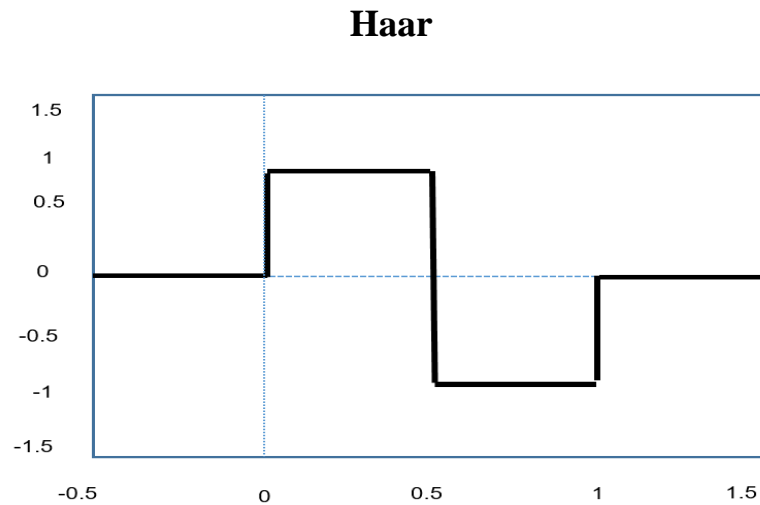
Kiểm tra xây dựng mạng trong Bước 3 sử dụng các thiết lập thử nghiệm.

**Bước kết quả 5.** Thực hiện phân tích đánh giá.



Hình 3.2: Lưu đồ thuật toán dự báo của mạng WNN

**- Xây dựng chương trình:**



Hình 3.3 Hàm Wavelet Haar mẹ

Đoạn Chương trình trên Matlab miêu tả hàm Mother wavelet như sau (Hình trên)

Hàm wavelet viết trên Matlab

Function [w, s] = haardwt(X, levels)

%the length of the input signal must be a power of 2

% If it isn't then pad it out with zeros

N= length(X);

A= log2(N);

B= int32(A);

If (A=B)

If(A>B)

B=B+1;

End;

X(N+1:2^B) = 0;

Disp('length of signal is not a power of 2!');



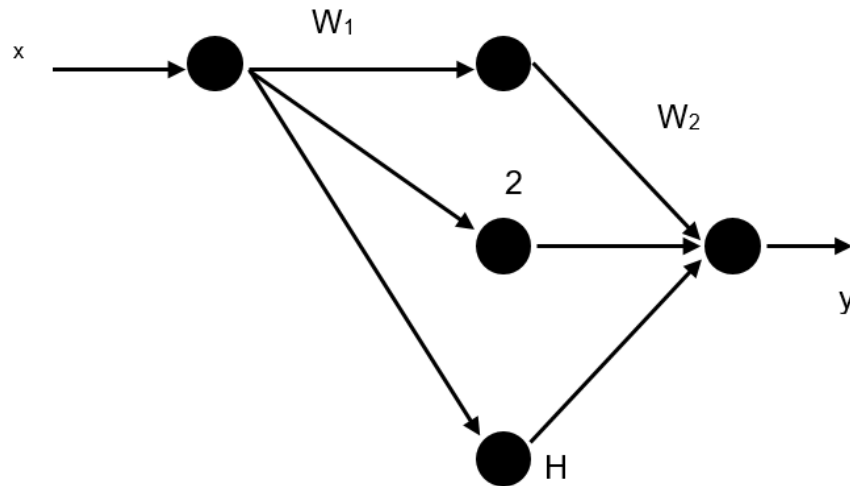
```

N = length(X);
End;
% Wavelet coefficients
W = zeros (levels,N/2);
% Scaling Coefficients
S = zeros(1,N/(2^levels));
S_tmp= zeros(levels+1,N);
S_tmp(1, :) = X;
% Initialise the output plots.
Hold on;
Suptitle(levels+2,1,levels+2);
% Plot the original signal 'X'.
Plot (X);
Set(gca,'XLim',[0 N]);
Set(gca, 'xtick', [0:N/8:N]);
Set(gca, 'YLabel', text('String', {'Original'; 'Signal'}));
%Plot the wavelet coefficients up to scales 1 to 'levels'.
For j = 1: levels
N_j = N/2^j;
% Perform the dwt using the haar wavelet.
[w(j,1:N_j) S_tmp(j+1,1:N_j)] = haar(S_tmp(j,1:2*N_j));
% Calculate the times associated with the new
% Wavelet coefficients
T = 2^(j-1)-1/2:2^j*2*N_j-1)*2^(j-1)-1/2;
Subplot(levels+2,1,j) ;
Plot(t,W(j,1 :N_j)) ;

```

```
Set(gca, 'XTickLabel',[ ];
```

**- Wavelet Neural Networks – Java Source Code ( Đoạn chương trình viết bằng Java)**



Hình 3.4 Cấu trúc mạng WNN

*// Chọn H=3*

```
Import java.awt.* ;
```

```
Import java.awt.event.* ;
```

```
Import javax.swing.* ;
```

```
Public class PerceptronLearnApplet extends JApplet implements  
ActionListener
```

```
{
```

```
//Possible training inputs
```

```
//x
```

```
// Gan trong so ban dau W1 lop vao , W2 lop ra, dau vao x, và dau ra y,  
75% du lieu cho training- weights 'w', input vector 'x' and output 'y'
```

```
W1[] = {0.1, 0.3, 0.6 }
```

```
W2[] = {0.2, 0.5, 0.7}
```

```
x[] = {0.4000 0.5000 0.7000 0.7000 0.8000 0.9000 0.7000 0.6000
0.8000 0.6000 0.4000 0.5000 0.7000 0.5000 0.690 0.9207}
```

```
y = 0;
```

```
// McCulloch-Pitts Neuron
```

```
McCullochPittsNeuron perceptron =
```

```
New McCullochPittsNeuron(3, w) ;
```

```
// Display objects for the applet
```

```
JLabel outlabel, title, xlabel, ylabel, implieslabel;
```

```
JTextField outtext;
```

```
JButton runbutton;
```

```
JComboBox boolExp, xbox, ybox;
```

### 3.2.2 Vấn đề xác định các quan hệ dữ liệu

Tạo ra một mô hình WNN bao gồm những phán đoán về các mối quan hệ trong thế giới thực, sau đó kiểm tra xem phán đoán đó có đủ chính xác hay có ích không. Bản chất thống kê của các quan hệ tài chính là khó hoặc không thể biết khi nào thì tìm được mô hình tốt nhất. Bản chất động của các quan hệ tài chính cũng làm rắc rối mô hình thống kê khi các mối quan hệ trên thị trường có thể thay đổi theo thời gian.

Thiết kế đưa ra bao gồm các định nghĩa về những gì có thể dự đoán trước (biến độc lập) cũng như quyết định xem các đầu vào nào (các biến phụ thuộc) được dùng để dự đoán. Hai tập này được định nghĩa càng chính xác càng tốt. Ví dụ, biến độc lập có thể được định nghĩa là phần trăm thay đổi trong giá cả của chỉ số chứng khoán VNINDEX trong chu kỳ thời gian là 1 tuần và các biến phụ thuộc được định nghĩa là mỗi giá trị 5 ngày trước đó.

Nếu có thể, tất cả các biến độc lập và không độc lập, được biểu diễn thành các số hạng vô hướng. Chẳng hạn, dùng tỉ số giá-lợi tức, là một số vô hướng, hơn là dùng lợi tức, có chiều là đơn vị tiền tệ dollar. Tương tự, sự thay đổi nên được biểu diễn bằng phần trăm .

Việc dự đoán mức thay đổi trung bình của giá cả cuối cùng hàng ngày dễ dàng hơn dự đoán mức thay đổi thô của giá cả. Tuy nhiên , các dấu hiệu rút ra từ việc dự đoán mức thay đổi trung bình cần phải được kiểm tra kĩ càng so với giá giao dịch thực sự để xem việc kinh doanh có mang lại lợi nhuận hay không.

Một vấn đề quan trọng trong việc tổ chức dữ liệu đầu vào là kích thước dữ liệu nên dùng là bao nhiêu? Thông thường dữ liệu được chia ra thành 2 tập như sau: Tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu test.

Hai vấn đề cần phải làm khi quyết định cần có bao nhiêu điểm dữ liệu là: tính đầy đủ của dữ liệu và khoảng thời gian thích hợp. Dữ liệu phải được tổ chức để cân bằng giữa 2 khía cạnh này.

Tập huấn luyện phải bao gồm các trường hợp của quá trình quan sát, nhận xét thấy trước trong tương lai. Ví dụ, để có tín hiệu mẫu một tình huống giống tháng 09/2013, phải có những quan sát giống với khoảng thời gian trong tập huấn luyện.

Mặt khác, quá nhiều dữ liệu có thể làm ảnh hưởng đến mô hình. Nếu quan hệ được mô hình hóa thay đổi theo thời gian, các quan sát, nhận xét cũ hơn không đóng góp được gì cả, thậm chí còn gây ra những lỗi sai trong mô hình. Để quá trình mô hình hóa thành công, các mối quan hệ cơ bản trong thế giới thực phải được giữ lại trong suốt thời gian được mô hình hoá.

Một số vấn đề quan tâm ở đây là: Để dùng nhiều biến độc lập, phải có nhiều quan sát để mô hình không tràn dữ liệu. Nếu dùng nhiều quan sát, các mối quan hệ cơ bản sẽ không đổi. Nếu quan hệ này được thiết lập, mô hình sẽ chính xác khoảng thời gian dài cho đến khi một số vấn đề trong quan hệ thay đổi. Giới hạn số quan sát sẽ giới hạn số biến độc lập. Và các quan sát liên quan đến các quan hệ phải đúng đắn. Nếu mô hình gần đúng với quan hệ trong một khoảng thời gian ngắn, nó phải được huấn luyện lại hoặc xây dựng lại theo định kỳ.

Dữ liệu cuối ngày cung cấp cho các mô hình thường được dùng mọi lúc trừ thời gian trong ngày (intra-day). Giao dịch trong ngày (Intra-day trading) đòi hỏi từng khoảng khắc một hoặc những nhịp thời gian rất ngắn của các thông tin giá cả, khối lượng và lợi tức của các giao dịch đang tiến hành và bất cứ biến số nào dùng mô tả thị trường. Dữ liệu cuối ngày trong luận văn này được lấy từ website

Dữ liệu được lấy từ thời gian 03/2008 đến 09/2013. Để huấn luyện dùng dữ liệu từ 05/2008 và phần dữ liệu còn lại dùng để kiểm tra và phân tích so sánh. Nếu cần thiết chuyển dữ liệu báo cáo thành những khoảng thời gian dài hơn (như hàng tháng) hoặc ngắn hơn (hàng ngày) thành những khoảng có chiều dài sẽ được dùng trong mô hình (hàng tuần), sắp xếp mọi dữ liệu theo thứ tự thời gian và kiểm tra xem tất cả các biến có cùng số data points và tất cả thời điểm thích hợp với nhau hay không. Không được thừa hoặc thiếu các giá trị. Cũng phải xác minh xem mỗi nhận xét (row) đại diện cho một tập các dữ liệu có sẵn sàng cùng một lúc hay không.

### 3.2.3 Biến đổi và tiền xử lý dữ liệu

Dữ liệu thô thường được biến đổi trước khi đưa chúng vào hệ thống WNN. Mục đích của việc biến đổi là tăng hiệu quả của thông tin trong chuỗi thời gian được biến đổi. Các biến đổi điển hình bao gồm tính toán các tỉ số khác nhau, san bằng chuỗi bằng cách tính toán các giá trị trung bình động, xác định tỉ lệ phóng to thu nhỏ và tiêu chuẩn hóa. Dữ liệu gồm 6 cột đại diện cho giá cả và số lượng theo dạng thức sau:

< OPEN >< CLOSE >< HIGH >< LOW >< VOLUME >

Dữ liệu được chuẩn hóa trong  $[0,1]$  trong đó 1 biểu diễn giá trị lớn nhất của dữ liệu

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.4)$$

Trong đó  $X_{norm}$  là giá trị được chuẩn hóa;  $X_{max}$  là giá trị lớn nhất của dữ liệu,  $X_{min}$  là giá trị nhỏ nhất.

Đây là các dữ liệu quan trọng trong một ngày giao dịch chứng khoán. Dựa trên các dữ liệu input này WNN sẽ cho ra giá mở cửa của ngày hôm sau.

### 3.2.4 Kết quả dự báo

Giá trị thực	Giá trị dự báo	Giá trị thực	Giá trị dự báo	Giá trị thực	Giá trị dự báo
15,218	15,307	15,341	15,923	16,497	16,986
17,275	17,364	17,398	17,98	18,554	18,043
19,882	19,971	20,005	20,587	21,161	21,65
21,898	21,987	22,021	22,603	23,177	23,666

23,793	23,882	23,916	23,498	25,072	25,561
24,992	24,081	25,115	25,697	26,271	26,76
26,577	26,666	26,341	26,282	27,856	27,345
28,254	28,343	28,377	28,959	29,533	29,022
29,007	29,096	29,589	29,712	30,286	30,775
29,103	29,192	29,226	29,808	30,382	30,871
28,593	28,682	28,716	28,298	29,872	29,361
28,731	28,82	28,854	28,436	30,011	30,499
29,942	29,031	30,065	30,647	31,221	31,71
30,952	30,041	31,075	31,657	32,231	32,72
30,854	30,943	30,977	30,559	32,133	32,622
31,809	31,898	31,932	31,514	33,088	33,599
32,471	32,56	32,594	32,176	33,753	33,261
30,014	30,103	30,137	30,719	31,293	31,804
27,148	27,237	27,271	27,853	28,427	28,938
24,476	24,565	24,599	24,181	25,755	25,266
22,041	22,13	22,164	22,746	23,32	23,831
19,842	19,931	19,965	19,547	21,121	21,632
17,86	17,949	17,983	17,565	19,139	19,65
16,076	16,165	16,199	16,781	17,355	17,866
14,469	14,558	14,992	14,174	15,748	15,259
13,023	13,112	13,146	13,728	14,302	13,813
11,721	11,81	11,844	11,426	12,614	12,511
10,549	10,638	10,672	10,254	11,828	11,339
0,9495	10,185	10,725	106,545	22,285	22,395
0,8546	0,9436	0,9821	0,5596	21,336	21,446
0,7692	0,7582	0,8967	14,742	20,482	20,592
0,6923	0,7813	0,8198	13,973	19,713	19,823
0,6231	0,7121	0,7506	0,3281	19,021	19,131
0,5608	0,6498	0,6883	0,2658	18,398	18,508
0,5047	0,5937	0,6322	0,2097	17,837	17,845
0,4543	0,5433	0,5818	0,1593	17,333	17,341
0,4089	0,4979	0,5364	0,1139	16,879	16,887
0,3682	0,4572	0,4957	0,0732	16,472	16,48

0,3319	0,4209	0,4594	0,0369	16,109	16,117
0,3012	0,389	0,4275	0,005	1,579	1,587
0,2732	0,3622	0,4007	0,9782	15,522	15,53
0,2542	0,3432	0,3817	0,9592	15,332	15,34
0,2498	0,3388	0,3773	0,9548	15,288	15,296
0,2768	0,3658	0,4043	0,9818	15,558	15,566
0,3685	0,4575	0,496	0,456	16,475	16,483
0,5654	0,6544	0,6929	0,6829	18,444	18,452
0,866	0,955	0,9935	0,9635	2,145	2,153
12,039	12,128	12,162	12,744	13,318	13,326
15,138	15,227	15,261	15,843	16,417	16,425
17,676	17,765	17,799	17,381	18,955	18,963
19,614	19,703	19,737	19,319	20,893	20,901
21,007	21,096	21,13	21,712	22,286	22,294
21,931	22,02	22,054	22,636	23,21	23,218
22,462	22,551	22,585	22,167	23,741	23,749
22,669	22,758	22,792	22,374	23,948	23,956
22,612	22,701	22,735	22,317	23,891	23,899
22,342	22,431	22,465	22,047	23,621	23,629
21,907	21,996	22,03	22,612	23,186	23,194
21,356	21,445	21,479	21,061	22,635	22,643
20,745	20,666	20,868	20,45	22,024	22,032
20,169	20,09	20,292	20,874	21,448	21,456
19,813	19,734	19,936	19,518	21,092	21,1
20,043	19,964	20,166	20,748	21,322	21,33
21,42	21,341	21,543	21,125	22,699	22,707
23,478	23,399	23,601	23,946	24,757	24,765
22,107	22,028	22,23	22,575	23,386	23,394
20,037	19,958	20,16	20,505	21,316	21,324
18,069	17,99	18,192	18,537	19,348	19,356
16,276	16,197	16,399	16,744	17,555	17,563
14,656	14,577	14,779	15,124	15,935	15,943
13,196	13,117	13,319	13,664	14,475	14,483
11,88	11,801	12,003	12,348	13,159	13,167

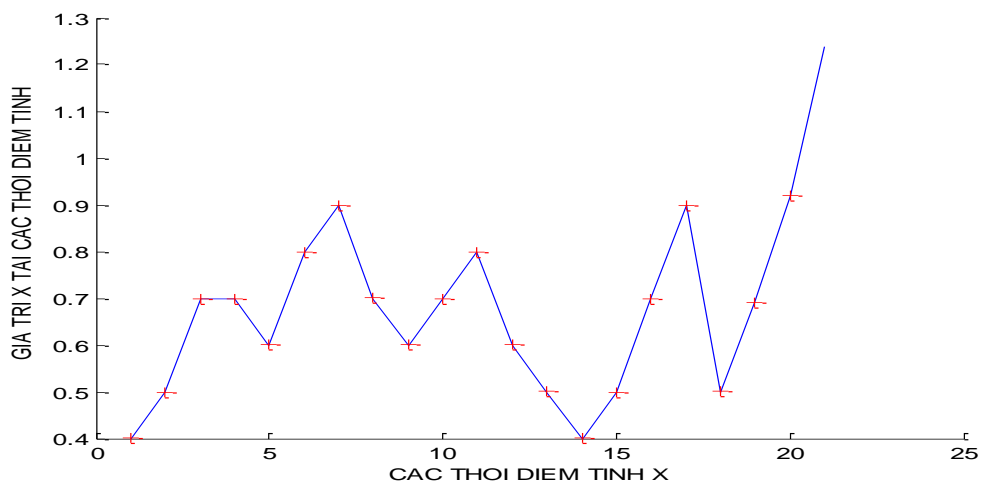


10,696	10,617	10,819	10,164	11,975	11,983
0,963	0,884	1,086	1,431	2,242	2,25
0,8672	0,7882	0,9902	0,3352	21,462	21,47
0,781	0,702	0,904	0,249	2,06	2,068
0,7035	0,6245	0,8265	0,1715	19,825	19,833
0,634	0,555	0,757	0,357	1,913	1,921
0,5717	0,4927	0,6947	0,6847	18,507	18,515
0,5158	0,4368	0,6388	0,9838	17,948	17,956
0,4654	0,3864	0,5884	0,9334	17,444	17,452
0,4195	0,3405	0,5425	0,8875	16,985	16,993
0,3778	0,2988	0,5008	0,8458	16,568	16,576
0,3405	0,2615	0,4635	0,8085	16,195	16,203
0,3076	0,2286	0,4306	0,7756	15,866	15,874
0,2797	0,2007	0,4027	0,7477	15,587	15,595
0,2592	0,1802	0,3822	0,5272	15,382	15,39
0,2521	0,1731	0,3751	0,4201	15,311	15,319
0,2734	0,1944	0,3964	0,4414	15,524	15,532
0,3541	0,2751	0,4771	0,5221	16,331	16,339
0,5355	0,4565	0,6585	0,4035	18,145	18,153
0,8247	0,7457	0,9477	0,8477	21,037	21,045
11,617	11,538	11,74	11,085	12,896	12,904
14,776	14,697	14,899	14,244	16,055	16,063
17,398	17,319	17,521	17,866	18,677	18,685
19,422	19,343	19,545	19,89	20,701	20,709
20,898	20,819	21,021	21,366	22,177	22,185
21,898	21,819	22,021	22,366	23,177	23,185
22,499	22,42	22,622	22,967	23,778	23,786
22,766	22,687	22,889	22,234	24,045	24,053
22,756	22,677	22,879	22,224	24,035	24,043
22,523	22,444	22,646	22,991	23,802	23,81
22,116	22,037	22,239	22,584	23,395	23,403
21,583	21,504	21,706	21,551	22,862	22,87
20,98	20,901	21,103	21,448	22,259	22,267
20,394	20,315	20,517	20,862	21,673	21,681

19,996	19,917	20,119	20,464	21,275	21,283
20,121	20,042	20,244	20,589	21,4	21,408
21,315	21,236	21,438	21,783	22,594	22,602
23,504	23,425	23,627	23,972	24,783	24,791
22,426	22,347	22,549	22,894	23,705	23,713
20,359	20,28	20,482	20,827	21,638	21,646
18,364	18,285	18,487	18,832	19,643	19,651
16,543	16,464	16,666	16,011	17,822	17,83
14,896	14,817	15,019	15,364	16,175	16,183
13,412	13,333	13,535	13,88	14,691	14,699
12,075	11,996	12,198	12,543	13,354	13,362
10,871	10,792	10,994	10,339	12,15	12,158
0,9787	0,8997	11,017	10,467	22,577	22,585
0,8813	0,9503	10,043	13,493	21,603	21,611
0,7936	0,8626	0,9166	0,8616	20,726	20,734
0,7149	0,7839	0,8379	0,1829	19,939	19,947
0,6441	0,7131	0,7671	0,6121	19,231	19,239
0,5807	0,6497	0,7037	0,5487	18,597	18,605
0,5238	0,5928	0,6468	0,9918	18,028	18,036
0,4725	0,5415	0,5955	0,9405	17,515	17,523
0,4259	0,4949	0,5489	0,8939	17,049	17,057
0,3836	0,4526	0,5066	0,8516	16,626	16,634
0,3457	0,4147	0,4687	0,8137	16,247	16,255
0,3121	0,3811	0,4351	0,7801	15,911	15,919
0,2834	0,3524	0,4064	0,7514	15,624	15,632
0,2615	0,3305	0,3845	0,7295	15,405	15,413
0,2517	0,3207	0,3747	0,7197	15,307	15,315
0,2671	0,3361	0,3901	0,8681	15,461	15,469
0,3358	0,4048	0,4588	0,9368	16,148	16,156
0,4996	0,5686	0,6226	0,5226	17,786	17,794
0,7747	0,8437	0,8977	0,7977	20,537	20,545
11,095	11,164	11,218	11,696	12,374	12,382
14,318	14,387	14,441	14,919	15,597	15,605
17,031	17,1	17,154	17,632	18,31	18,318

19,145	19,214	19,268	19,746	20,424	20,432
20,7	20,769	20,823	20,301	21,979	21,987
21,768	21,837	21,891	21,369	23,047	23,055
22,425	22,494	22,548	22,026	23,704	23,712
22,737	22,806	22,86	22,338	24,016	24,024
22,765	22,834	22,888	22,366	24,044	24,052
22,563	22,632	22,686	22,164	23,842	23,85
22,179	22,248	22,302	22,78	23,458	23,466
21,662	21,731	21,785	21,263	22,941	22,949
21,064	21,133	21,187	21,665	22,343	22,351
20,468	20,537	20,591	20,069	21,747	21,755
20,023	20,092	20,146	20,624	21,302	21,31
20,036	20,105	20,159	20,637	21,315	21,323
21,027	21,096	21,15	21,628	22,306	22,314
23,237	23,306	23,36	23,838	24,516	24,524
22,653	22,722	22,776	22,254	23,932	23,94
20,619	20,688	20,742	21,22	21,898	21,906
18,606	18,675	18,729	18,207	19,885	19,893
16,763	16,832	16,886	17,364	18,042	18,05
15,095	15,164	15,218	15,696	16,374	16,382
13,591	13,66	13,714	13,192	14,871	14,878
12,236	12,305	12,359	12,837	13,515	13,523
11,016	11,085	11,139	11,617	12,295	12,303
0,9918	10,608	11,148	11,928	22,708	22,716
0,893	0,8962	1,016	1,494	2,172	2,181
0,8042	0,8732	0,9272	0,8052	20,832	20,84
0,7244	0,7934	0,8474	0,7254	20,034	20,042
0,6527	0,7217	0,7757	0,6537	19,317	19,325
0,5883	0,6573	0,7113	0,8893	18,673	18,681
0,5307	0,5997	0,6537	0,5317	18,097	18,105
0,4787	0,5477	0,6017	0,6797	17,577	17,585
0,4316	0,5006	0,5546	0,5326	17,106	17,114
0,3888	0,4578	0,5118	0,6898	16,678	16,686
0,3503	0,4193	0,4733	0,3513	16,293	16,301

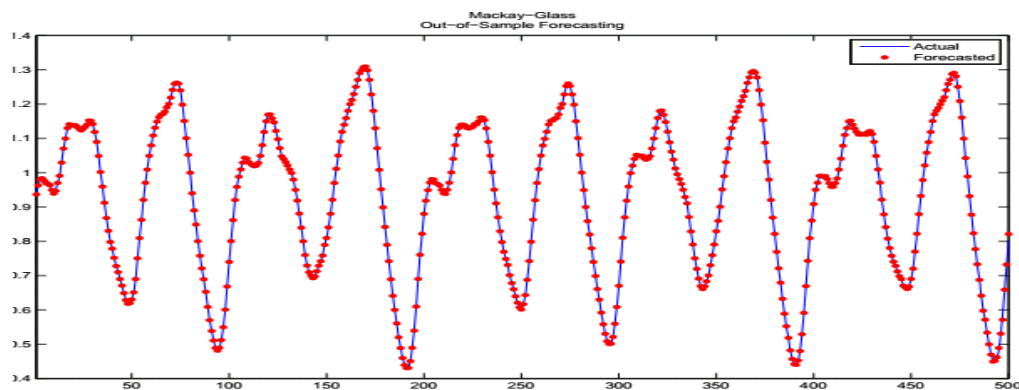
0,3161	0,3851	0,4391	0,5171	15,951	15,959
0,2868	0,3558	0,4098	0,4878	15,658	15,666
0,2638	0,3328	0,3868	0,3648	15,428	15,436
0,2519	0,3209	0,3749	0,3529	15,309	15,317
0,263	0,1932	0,3861	0,4254	1,542	1,551



Hình 3.5 Giá trị chứng khoán thay đổi trong ngày của VNINDEX

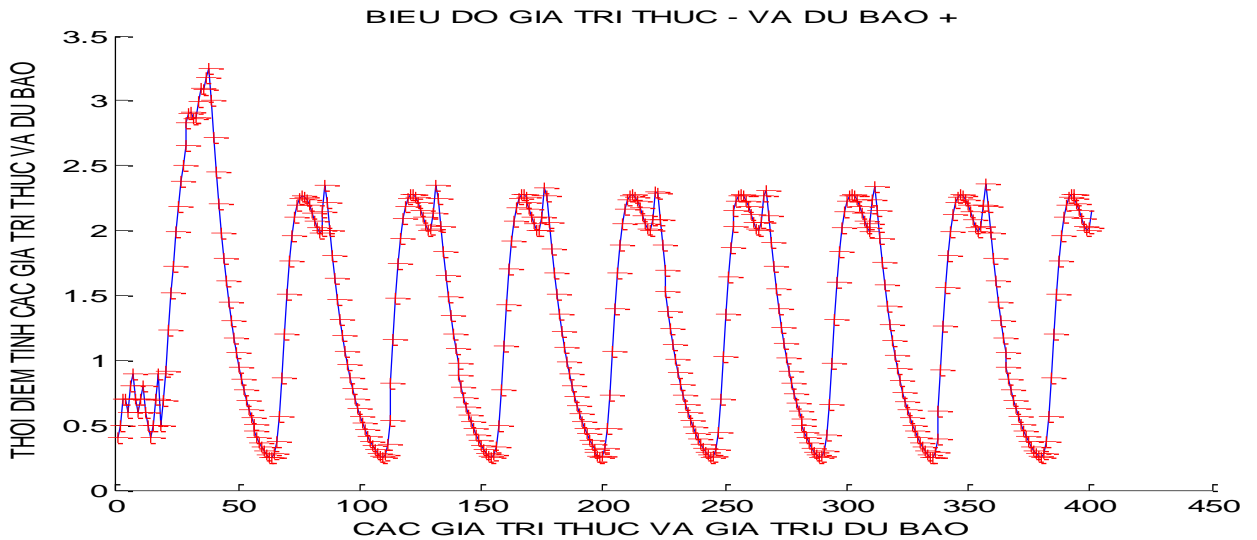
Trên hình 3.5 là quá trình dự báo chứng khoán được thực hiện trong ngày trong đó đường liền là giá trị thực và các điểm rời rạc là các giá trị của tính toán dự báo qua WNN. Các kết quả dự báo tương đối sát với thực tế. Cũng với mạng WNN được thiết kế ở trên cho dự báo xử lý số liệu tiến hành một loạt các phân tích so sánh để đánh giá hiệu suất của WNN. Thứ nhất, đã thử nghiệm hệ thống với chuỗi thời gian Mackey-Glass mà là một chuẩn mực nổi tiếng đã được sử dụng và phân tích của một số các nhà nghiên cứu. Thứ hai, mô hình đề xuất được sử dụng để dự đoán giá hối đoái thực tế tỷ lệ theo chuỗi thời gian. Và thứ ba, so sánh hiệu suất của phương pháp của WNN với các nghiên cứu khác. Ta có thể nhìn thấy từ bảng 3.1(trang 59) rằng mô hình đề xuất nhanh hơn so với các phương pháp khác trong thử nghiệm. Cũng trong bảng 3.1, kết quả từ các mô hình WNN là tốt hơn so với kết quả từ ở **bảng 3.2**

(trang 60) Trong hoạt động kinh doanh ngoại hối, hơn một nửa của tất cả các giao dịch liên quan trực tiếp trao đổi đô la. Tầm quan trọng của việc kinh doanh ngoại tệ khác từ Đô la Mỹ phát sinh từ thực tế là các đại lý tiền tệ báo giá các đơn vị tiền tệ khác so với đồng USD khi giao dịch với nhau. Do đó, trong quá trình so sánh này, tất cả các tỷ giá hối đoái sẽ được trích dẫn dưới dạng số đơn vị nước ngoài theo tiền tệ trên một đô la Mỹ. Tập dữ liệu mà chúng tôi sử dụng được lấy từ trang web của Ngân hàng Dự trữ Liên bang Mỹ. Tỷ giá được chọn bao gồm Đô la Canada / Đô la Mỹ, Đan Mạch Kroner / Mỹ Dollar, Yên Nhật / Đô la Mỹ, New Peso Mexico / Đô la Mỹ, Na Uy Kroner / Đô la Mỹ, Rand / Nam Phi của Nam Phi, Franc Thụy Sĩ / Đô la Mỹ, Đô la Mỹ / Đô la Úc, Đô la Mỹ / Euro, Đô la Mỹ / Đô la New Zealand, Và Đô la Mỹ / Bảng Anh. Lấy dữ liệu hàng ngày từ ngày 1 tháng 1 năm 1999 đến 31 tháng 1 năm 2007 với tổng cộng 2032 quan sát.



Hình 3.6 Kết quả dự báo tỷ giá hối đoái

Cũng với các dữ liệu sử dụng để dự báo dùng WNN và có kết quả hình 3.6



Hình 3.7 Kết quả dự báo sử dụng WNN cho bài toán tỷ giá hối đoái

### 3.3 Đánh giá kết quả

Trên lý thuyết của Charles H. Dow và tinh William Hamilton, có ảnh hưởng nhất trong các thị trường tài chính và đặt nền móng cho giao dịch kỹ thuật. Lý thuyết Dow nói rằng có tồn tại các xu hướng của các cấp khác nhau trong thị trường chứng khoán, cụ thể là xu hướng chính, xu hướng vừa và xu hướng nhỏ, trên cơ sở phân tích kỹ thuật cho phép dự đoán biến động thị trường bằng một loạt các chỉ số, và các xu hướng, v.v .. Các thông tin quan trọng nhất trong phân tích kỹ thuật là đường trung bình của giá trong quá khứ và khối lượng giao dịch. Trong thực tế, hầu hết các chỉ số phân tích kỹ thuật thường được sử dụng, Ví dụ, OSCP (giá dao động) được tính bằng dao động trung bình, trong khi "Chênh lệch 5 Days" được tính bằng giá hàng ngày theo dao động trung bình:

$$OSCP = \frac{MA_5 - MA_{10}}{MA_5} \quad (3.5)$$

$$\text{Disparity 5 days} = \frac{C_t}{MA_5} \times 100 \quad (3.6)$$

Trước khi đi vào chi tiết của việc xây dựng hệ thống dự báo cổ phiếu, nó là cần thiết để xác định rõ thế nào hiệu suất có được. Hiệu suất sử dụng phổ biến nhất cho các mạng Noron là sai số bình phương trung bình (MSE). Sử dụng N để biểu thị số lượng các giá trị dự đoán, MSE dự đoán được

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_n (g_{\text{predict}} - y_{\text{target}})^2 \quad (3.7)$$

ANNs được sử dụng để dự đoán ISE100 Index và tỷ lệ sai số trung bình được sử dụng để đo lường hiệu suất, tức là, bằng bao nhiêu phần trăm sản lượng dự đoán lệch từ đầu ra mong muốn. Biện pháp này cho phép MSE và loại bỏ những giá trị . Cũng có thể sử dụng giá trị tuyệt đối trong tỷ lệ phần trăm (MAD%)

$$\text{MAD\%} = \frac{1}{N} \sum_n \frac{|g_{\text{predict}} - y_{\text{target}}|}{y_{\text{target}}} \times 100\% \quad (3.8)$$

Hiệu suất của một mạng WNN thường được sử dụng như thế nào trong hệ thống dự đoán thị trường, cũng như khi sử dụng MSE và MAD thông qua tỷ lệ sai số trong dự đoán tài khoản. Do đó, một biện pháp khác là, tỷ lệ thành công trong việc phát hiện các nhân tố hợp lý, được gọi là tỷ lệ thành công:

$$\text{Success Rate} = \frac{\text{No.of Directions Correctly Deteced}}{N} \times 100\% \quad (3.9)$$

### 3.3.1 Giá trị thực tế thay đổi hàng ngày và việc cần thiết phải dự báo

Trong một số phương pháp dự báo chứng khoán, các giá trị thay đổi hàng ngày đã được sử dụng. Ví dụ giá trị thay đổi hàng ngày sử dụng ở Thượng Hải Index được dự đoán. Phương pháp MSE được sử dụng như là biện pháp hiệu quả với giá trị đạt được là 0,0139. Tuy nhiên, khi hàng loạt các thay đổi hàng ngày trên sàn chứng khoán Thượng Hải khoảng -10% ~ + 10% và có giá trị tuyệt đối tương đối nhỏ. Do đó, các thử nghiệm sử dụng những thay đổi hàng ngày và giá trị thực tế của cùng bộ dữ liệu từ 10 tháng 1 năm 2006 đến tháng 18 tháng năm 2008, bảng 3.1.

Bảng 3.1: So sánh giữa dự báo thay đổi hàng ngày và các chỉ số

	<b>MSE</b>	<b>Tỷ lệ thành công</b>
<b>Thay đổi hàng ngày</b>	0.006875	46.2%
<b>Giá trị chỉ số thực tế</b>	62291.2	51.3%

### 3.3.2 Số bước dự đoán

Trong hầu hết các quốc gia, các nhà đầu tư phải nộp thuế trước bạ, trong đó được đánh là một phần của giá trị thương mại. Kết quả là, đầu tư ngắn hạn có thể không phù hợp với hầu hết các nhà đầu tư bởi chi phí giao dịch quá cao, trừ khi thay đổi giá cổ phiếu là rất lớn. Đầu tư dài hạn hơn sẽ cho phép các nhà đầu tư để đạt được lợi ích tốt hơn, kể cả khi tăng vốn có thể tích lũy và trang trải chi phí giao dịch. Vì vậy, nó là thích hợp cho các hệ thống dự báo để dự đoán nhiều bước hơn. Trong mục này, chúng tôi nghiên cứu hệ thống xây dựng có thể dự đoán giá trị chỉ số chứng khoán. Kết quả được thể hiện trong bảng 3.3.

Bảng 3.2 Ảnh hưởng của các bước dự báo



S.lượng giá trị của tương lai	1	2	3	4	5	6
<b>MSE</b>	60242	76512	88539	102490	72584	112886
<b>MAD (%)</b>	1.7	1.9	1.9	2.1	1.8	2.4
<b>Tỷ lệ thành công (%)</b>	73.2	73.2	75.6	71.8	64.1	58.5

Bảng 3.2

Kết quả ở bảng 3.2 cho thấy rằng việc sử dụng hệ thống để dự đoán 3 bước (ví dụ dự đoán chỉ số giá trị trong ba ngày tới) mang lại tỷ lệ thành công cao nhất. Lý do có thông tin để phục vụ lên đến ba ngày, và trên ngày thứ ba giá trị thực tế là gần nhất với giá trị dự tính. Điều này thực sự phù hợp với mong đợi. Tuy nhiên, dự đoán ba bước làm tăng MAD% so với dự đoán một bước. Vì vậy, tồn tại một sự đánh đổi giữa tỷ lệ thành công và MAD%, và đó là một yếu tố phụ thuộc vào mục tiêu của các nhà đầu tư.

### 3.4 Đánh giá

Một hệ thống dự báo chứng khoán dựa trên Wavelet Neural Network (WNN) đã được xây dựng và sử dụng trong dự báo khác nhau. Nó đã được chỉ ra rằng, mạng WNN có lợi thế hơn các mạng nơron MLP truyền thống. Với các bài toán dự báo chứng khoán hàng ngày thì giá trị chỉ số trong bốn ngày trước đó, hay 10 ngày và 20 ngày thì giá trị trung bình di chuyển được lựa chọn như là đầu vào cho phép dự báo của mạng tốt hơn.

Bảng 3.3 So sánh về thiết kế MLP, mô hình MA-5 ngày và tương thích WNN

<b>Model</b>	<b>MAD%</b>
Adaptive WNN	1.65
MLP	1.62
MA-5 days	2.17

### 3.4.1. Ưu điểm

Sử dụng WNN cho hệ thống hội tụ nhanh nhưng vẫn đảm bảo độ chính xác mong muốn. Là mạng phù hợp trong các bài toán dự báo và xấp xỉ phi tuyến.

### 3.4.2. Hạn chế

Hệ thống WNN huấn luyện chậm. Vấn đề chọn hàm wavelet mẹ đóng vai trò quan trọng và xác định số node ẩn cần yêu cầu đặt ra. Trong việc xây dựng hệ thống WNN.

## KẾT LUẬN

Mạng WNN là một mạng nơron kết hợp với Wavelet cho phép áp dụng vào nhiều lĩnh vực khác nhau của các ngành khoa học và kỹ thuật. Mạng Nơron nhân tạo (Artificial Neural Network-ANN) nói chung. **Mạng Nơron Wavelet** nói riêng đã và đang được nghiên cứu, ứng dụng mạnh mẽ và thành công ở nhiều lĩnh vực trong những năm gần đây. Với các quá trình như: xấp xỉ phi tuyến, dự báo thị trường chứng khoán, dự báo mô phỏng các hệ thống điều khiển...được đưa ra, giải quyết có nhiều kết quả. Các lớp bài toán của các lĩnh vực trên cũng có thể sử dụng và giải quyết theo các phương pháp

truyền thông như phương pháp thống kê, quy hoạch tuyến tính,... Mạng nơron nhân tạo, **Mạng Nơron Wavelet** được hình thành có nhiều khả năng vượt trội trong việc tuyến tính hóa, dự báo, phân tích, đánh giá dữ liệu, và áp dụng thành công cho một số lĩnh vực khoa học, kỹ thuật, kinh tế, đặc biệt trong lĩnh vực dự báo chứng khoán.

### **Tài liệu tham khảo**

#### **\* Tiếng Việt:**

[1] Lê Bá Dũng, Bài giảng mạng Nơron và ứng dụng lớp Cao học Thái Nguyên, 2012.

[2] Bùi Công Cường, Nguyễn Doãn Phước, Hệ thống mạng Nơron mờ và ứng dụng, NXB Khoa học và Công nghệ, 2006.

[3] Nguyễn Đình Thúc (2000), Trí tuệ nhân tạo Mạng nơron phương pháp & ứng dụng, Nhà xuất bản Giáo dục.

#### **\* Tiếng Anh:**

[4] Chong Tan, Financial Time Series Forecasting Using Improved Wavelet Neural Network, Master's Thesis 2009

[5] S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Second Edition, Prentice Hall, New Jersey, 1999.

[6] C.T. Lin and C.S.G. Lee, Neural Fuzzy Systems, Prentice Hall, London, 1996.

[7] J.S.R. Jang, C.I. Sun and E. Mizutani, Neuro-fuzzy and soft computing : a computational approach to learning and machine intelligence, Prentice-Hall, NJ, 1997.

[8] Zhang Q. G., Benveniste A.: Wavelet Networks. IEEE Trans.

Neural Network, 3, 1992, pp.889-898.

[9] Moddy J., Darken C. J.: Fast learning in network of locally tuned processing units. *Neural Comput.*, 1, 1989, pp. 281-294.

[10] Cao J., Lin X.: Application of the diagonal recurrent wavelet neural network to solar irradiation forecast assisted with fuzzy technique. *Eng. Appl. Artif. Intel.*, 21, 2008, pp. 1255-1263.

[11] Zainuddin Z., Ong P.: Modified wavelet neural network in function approximation and its application in prediction of time-series pollution data. *Appl. Soft Comput.*, 11, 2011, pp. 4866-4874.

[12] Zainuddin Z., Wan Daud W. R., Ong P., Shafie A.: Wavelet Neural Networks Applied to Pulping of Oil Palm Fronds. *Bioresource Technol.*, 102, 2011, pp. 10978-10986.