

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT  
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**



**CÔNG TRÌNH NGHIÊN CỨU KHOA HỌC CẤP TRƯỜNG**

**ỨNG DỤNG MÔ HÌNH MẠNG THẦN KINH NHÂN  
TẠO (ANN) VÀ KINH TẾ LƯỢNG TRONG DỰ BÁO  
LẠM PHÁT TẠI VIỆT NAM**

**MÃ SỐ: T2013-155**



**Tp. Hồ Chí Minh, 2013**

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO**  
**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT**  
**THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**  
**BÁO CÁO TỔNG KẾT**

**ĐỀ TÀI KH&CN CẤP TRƯỜNG**  
**ỨNG DỤNG MÔ HÌNH MẠNG THẦN KINH NHÂN**  
**TẠO (ANN) VÀ KINH TẾ LƯỢNG TRONG DỰ BÁO**  
**LẠM PHÁT TẠI VIỆT NAM**

**Mã số: T2013-155**

**Chủ nhiệm đề tài: Th.S Nguyễn Khắc Hiếu**

**TP. HCM, 11 / 2013**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT  
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH  
KHOA: KINH TẾ**

**BÁO CÁO TỔNG KẾT  
ĐỀ TÀI KH&CN CẤP TRƯỜNG**

**ỨNG DỤNG MÔ HÌNH MẠNG THẦN KINH NHÂN  
TẠO (ANN) VÀ KINH TẾ LƯỢNG TRONG DỰ BÁO  
LẠM PHÁT TẠI VIỆT NAM**

**Mã số: T2013-155**

**Chủ nhiệm đề tài: Th.S Nguyễn Khắc Hiếu**

**TP. HCM, 11 / 2013**

# MỤC LỤC

<b>DANH MỤC BẢNG .....</b>	<b>v</b>
<b>DANH MỤC HÌNH.....</b>	<b>vi</b>
<b>CÁC TỪ VIẾT TẮT .....</b>	<b>1</b>
<b>CHƯƠNG 1: MỞ ĐẦU.....</b>	<b>1</b>
1.1 Tổng quan về nghiên cứu .....	1
1.2 Mục tiêu nghiên cứu .....	2
1.3 Phạm vi nghiên cứu .....	2
1.4 Ý nghĩa thực tiễn .....	2
1.5 Bố cục đề tài .....	3
<b>CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT .....</b>	<b>4</b>
2.1 Lạm phát.....	4
2.2 Phân loại lạm phát .....	5
2.3 Các yếu tố tác động đến lạm phát .....	6
2.4 Khung phân tích .....	10
2.5 Số liệu nghiên cứu .....	11
2.6 Ứng dụng của mạng thần kinh nhân tạo trong thực tế .....	11
<b>CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU .....</b>	<b>15</b>

3.1 Mạng thần kinh nhân tạo .....	15
3.2 Ước lượng các hệ số của mô hình ANN bằng thuật toán lan truyền ngược .....	16
3.3 Xây dựng cấu trúc mạng.....	20
3.4 Hàm kích hoạt và việc chuẩn hoá dữ liệu .....	21
<b>CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU.....</b>	<b>23</b>
4.1 Thống kê mô tả dữ liệu.....	23
4.2 Xây dựng mô hình hồi quy tuyến tính.....	23
4.3 Kiểm định một số giả thiết của mô hình hồi quy tuyến tính .....	27
4.4 Xây dựng mô hình mạng thần kinh nhân tạo. ....	30
4.5 So sánh kết quả dự báo của mô hình ANN và hồi quy tuyến tính. ....	37
<b>CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ.....</b>	<b>40</b>
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO .....</b>	<b>42</b>

## DANH MỤC BẢNG

Bảng 1: Thống kê mô tả các biến số .....	23
Bảng 2: Kiểm định tính dừng của các biến .....	26
Bảng 3: Kết quả hồi quy .....	27
Bảng 4: Ký hiệu các mô hình ANN .....	32
Bảng 5: Kết quả dự báo của mô hình ANN .....	33
Bảng 6: So sánh các thông số dự báo trung bình .....	37
Bảng 7: Giá trị kiểm định t.....	37

## DANH MỤC HÌNH

Hình 1: Mối liên hệ giữa lạm phát và cung tiền của Việt Nam .....	7
Hình 2: Lạm phát theo tháng của Việt Nam .....	8
Hình 3: Mô hình nghiên cứu .....	10
Hình 4: Cấu tạo mạng thần kinh nhân tạo .....	15
Hình 5: Mạng nơron truyền thẳng một lớp ẩn .....	17
Hình 6: hàm kích hoạt .....	21
Hình 7: Kết quả dự báo ngoài mẫu .....	39

## CÁC TỪ VIẾT TẮT

ANN	Artificial Neural Network
CPI	Consumer Price Index
HQTT	Hồi quy tuyến tính
LRM	Linear Regression Model



TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT  
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM  
Độc lập - Tự do - Hạnh phúc

ĐƠN VỊ

*Tp. HCM, ngày tháng năm*

## THÔNG TIN KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

### 1. Thông tin chung:

- Tên đề tài: Ứng dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và kinh tế lượng trong dự báo lạm phát tại Việt Nam
- Mã số: T2013-155
- Chủ nhiệm: Th.S Nguyễn Khắc Hiếu
- Cơ quan chủ trì: Đại học Sư phạm Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh
- Thời gian thực hiện: từ tháng 12-2012 đến tháng 11-2013

### 2. Mục tiêu:

- Ứng dụng mô hình ANN vào dự báo lạm phát cho Việt Nam
- So sánh hiệu quả dự báo của mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính

### 3. Tính mới và sáng tạo:

Mô hình dự báo lạm phát cho Việt Nam

### 4. Kết quả nghiên cứu:

Mô hình ANN dự báo tốt nhất cho lạm phát của Việt Nam là mô hình có cấu trúc ANN-10-5-2-1, hàm kích hoạt được sử dụng là hàm Tan-hyperpolic.

Mô hình ANN dự báo ngoài mẫu thì tốt hơn mô hình hồi quy tuyến tính còn dự báo trong mẫu thì không kém hơn mô hình hồi quy tuyến tính.

### 5. Sản phẩm:

Mô hình ANN trong dự báo lạm phát

**Trưởng Đơn vị**  
*(ký, họ và tên, đóng dấu)*

**Chủ nhiệm đề tài**  
*(ký, họ và tên)*

## **INFORMATION ON RESEARCH RESULTS**

### **1. General information:**

- Project title: Applying ANN and LRM model in forecasting inflation of VietNam
- Code number: T2013-155
- Coordinator: Nguyen Khac Hieu
- Implementing institution: UTE
- Duration: from 12/2012 to 11/ 2013

### **2. Objective(s):**

- Applying ANN in forecasting inflation of Vietnam
- Testing the forecasting efficiency of ANN and LRM

### **3. Creativeness and innovativeness:**

Inflation forecasting model of Vietnam

### **4. Research results:**

The best ANN structure for inflation forecast is ANN-10-5-2-1, activate function is Tan-hyperpolic

ANN is better than LRM insample but is not better than LRM outsample forecasting.

### **5. Products:**

Inflation forecasting model of Vietnam

## CHƯƠNG 1: MỞ ĐẦU

### 1.1 Tổng quan về nghiên cứu

Trong suốt những năm 2000 thì đến năm 2004, lạm phát bắt đầu tăng mà đỉnh điểm là năm 2008, tỷ lệ lạm phát đạt đến mức trên 20%. Trong nửa năm đầu 2011, tỷ lệ lạm phát đã vào khoảng 13%. Lạm phát, nhất là lạm phát cao đã tác động đến nhiều mặt đời sống kinh tế - xã hội như làm tăng chi phí sản xuất kinh doanh và giảm khả năng cạnh tranh của các doanh nghiệp; làm méo mó nền kinh tế và làm cho việc thực hiện các kế hoạch chi tiêu và tiết kiệm của dân chúng bị đảo lộn, gây tác động xấu đến những người có thu nhập thấp, đặc biệt là những người sống chủ yếu bằng nguồn thu nhập từ tiền lương. Lạm phát có tác động đến nền kinh tế vừa tích cực vừa tiêu cực. Do đó nhà nước luôn muốn điều chỉnh lạm phát ở một mức vừa phải, vừa phục vụ cho việc phát triển kinh tế vừa không làm ảnh hưởng xấu đến một bộ phận lớn người dân có thu nhập thấp.

Nhà nước vẫn đang điều hành lạm phát dựa trên lạm phát mục tiêu, một công cụ của chính sách tiền tệ, đang dần được chú ý nhiều hơn bởi các nhà điều hành chính sách lẫn giới nghiên cứu học thuật bởi tính hiệu quả của nó trong việc ổn định giá cả, thúc đẩy tăng trưởng và ổn định kinh tế vĩ mô. Tuy nhiên, một trong những điều kiện tiên quyết cho việc sử dụng hiệu quả công cụ lạm phát mục tiêu chính là công tác dự báo của Ngân hàng Nhà nước đối với xu hướng chung của giá cả để từ đó đề ra những biện pháp chủ động đưa mức lạm phát về mức mục tiêu kỳ vọng. Có rất nhiều mô hình dự báo khác nhau, mỗi mô hình có điểm mạnh và điểm yếu riêng ví dụ như mô hình VAR, mô hình AR, mô hình ARIMA...v.v. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo được xem là mô hình dự báo phi tuyến trong việc dự báo các biến số vĩ mô như tỷ giá, lạm phát, tăng trưởng... bên cạnh các mô hình truyền thống được minh chứng trong các nghiên cứu thực nghiệm.

Mô hình ANN đã được McCulloch và Pitt giới thiệu đầu tiên vào năm 1943. Sau đó, mô hình này được hoàn thiện bởi những nhà khoa học khác và được ứng dụng nhiều trong lĩnh vực kỹ thuật đặc biệt là trong lĩnh vực điều khiển tự động. Mô hình này chỉ thực sự phát triển khi công cụ hỗ trợ cho mô hình là các phần mềm, phần cứng và các thuật toán phát triển. Ngày nay, mô hình ANN được ứng dụng nhiều trong kinh doanh và kinh tế như dự báo và ra quyết định kinh doanh. Lê Đạt Chí (2010) đã ứng dụng mô hình ANN vào dự báo giá chứng khoán tại Tp.HCM. Tuy nhiên, việc vận dụng mô hình ANN vào dự báo lạm phát là vấn đề còn mới tại Việt Nam, chưa có nhiều công trình nghiên cứu về vấn đề này. Chính vì vậy, đề tài này nhằm nghiên cứu khả năng ứng dụng của mô hình ANN vào dự báo lạm phát tại Việt Nam và so sánh kết quả dự báo của mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính.

## **1.2 Mục tiêu nghiên cứu**

- Ứng dụng mô hình ANN vào dự báo lạm phát cho Việt Nam
- So sánh hiệu quả dự báo của mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính

## **1.3 Phạm vi nghiên cứu**

- Thời gian: Đề tài được thực hiện từ tháng 12-2012 đến tháng 11-2013.
- Đề tài được thực hiện tại khoa kinh tế đại học Sư Phạm Kỹ Thuật Tp.HCM, các số liệu được thu thập là dữ liệu thứ cấp về các thông số kinh tế vĩ mô của Việt Nam.

## **1.4 Ý nghĩa thực tiễn**

Đề tài nhằm ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo (được ứng dụng rộng rãi trong kỹ thuật) vào dự báo các biến số kinh tế. Đề tài cũng nhằm so sánh hiệu quả dự báo của mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính nhằm tìm ra mô hình dự báo

tốt nhất cho Việt Nam. Mô hình dự báo sẽ là một công cụ hỗ trợ cho các nhà hoạch định chính sách trong việc ổn định kinh tế vĩ mô và kiềm chế lạm phát.

### **1.5 Bố cục đề tài**

Nội dung của đề tài bao gồm 5 chương:

Chương 1: Giới thiệu về lý do hình thành đề tài, mục tiêu nghiên cứu, phạm vi nghiên cứu và ý nghĩa thực tiễn.

Chương 2: Cơ sở lý thuyết

Các lý thuyết liên quan đến đề tài sẽ được trình bày, đó là lý thuyết về lạm phát, các yếu tố tác động đến lạm phát.

Chương 3: Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp định lượng trong dự báo được sử dụng, mà tiêu tiêu là mô hình mạng thần kinh nhân tạo và mô hình hồi quy tuyến tính. Chương này cũng trình bày về cách vận hành của mạng thần kinh nhân tạo và cách thiết lập một mạng thần kinh phù hợp với yêu cầu đặt ra.

Chương 4: Kết quả nghiên cứu

Các kết quả nghiên cứu về mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính sẽ được trình bày.

Chương 5: Kết luận và kiến nghị

Trong chương này, những điểm đạt được và chưa đạt được của đề tài và hướng nghiên cứu tiếp theo sẽ được trình bày.

## CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

### 2.1 *Lạm phát*

Khi nghiên cứu về chế độ bản vị vàng, Karl Marx đã khẳng định: việc phát hành tiền giấy phải được giới hạn trong số lượng vàng sẽ thực sự lưu thông dưới hình thức là các đại diện tiền giấy của mình. Một khi lượng tiền giấy vượt quá mức giới hạn này thì tiền giấy sẽ mất dần giá trị làm gia tăng mức giá chung của tất cả các loại hàng hóa và tình trạng lạm phát xuất hiện. Theo đó, lạm phát, dưới quan điểm của Karl Marx, được định nghĩa như sau: Lạm phát là việc các kênh, các luồng lưu thông tràn đầy những tờ giấy bạc dư thừa dẫn đến sự tăng vọt trong mức giá chung.

Cũng bàn về vấn đề lưu thông tiền tệ, Milton Friedman đã từng phát biểu: Lạm phát ở mọi lúc mọi nơi đều là hiện tượng của lưu thông tiền tệ. Lạm phát xuất hiện và chỉ xuất hiện khi nào số lượng tiền trong lưu thông tăng nhanh hơn so với sản xuất. Tuy nhiên, John Keynes với thuyết cầu của mình cho rằng nguồn gốc sâu xa của lạm phát là sự biến động cung cầu. Khi cung đã vượt xa cầu thì sản xuất sẽ đình đốn, nền kinh tế bị suy giảm. Lúc đó, Nhà Nước buộc phải tung ra các khoản chi tiêu, đầu tư công lớn, tăng cường các chính sách tín dụng nhằm kéo mức cầu của cả nền kinh tế về cân bằng và vượt qua tổng cung. Lúc này, lạm phát đã xuất hiện. Trong trường hợp nền kinh tế phát triển hiệu quả, áp dụng những tiến bộ khoa học kỹ thuật, cơ cấu kinh tế được đổi mới thành công; lạm phát này có tác dụng thúc đẩy sản xuất. Ngược lại, lạm phát, theo Keynes, đã không còn là động lực phát triển của nền kinh tế.

Với Paul A. Samuelson thì lạm phát xảy ra khi mức tăng trong chi phí sản xuất, kinh doanh cao hơn mức tăng trong năng suất lao động. Chi phí gia tăng có thể

do sự gia tăng trong mức tiền lương, chi phí nguyên vật liệu đầu vào, hoặc cũng có thể là do công nghệ lạc hậu, cơ chế quản lý cồng kềnh... Khi mức chi phí này vượt qua khỏi sự bù đắp của năng suất lao động thì giá cả các mặt hàng sẽ tăng vọt và lạm phát xuất hiện. Lúc này, lạm phát không còn là động lực để phát triển nữa mà nó sẽ khiến cho nền kinh tế bị suy thoái, cần các biện pháp cấp bách nhằm khống chế lạm phát.

Tóm lại, có rất nhiều góc nhìn khác nhau về lạm phát. Mỗi quan điểm, lý thuyết chỉ giải thích cho một số thời kỳ nhất định và ngày càng nhiều quan điểm mới ra đời cùng sự phát triển của nền kinh tế. Nhìn chung, dưới bất kỳ quan điểm nào lạm phát cũng được đặc trưng bởi 3 điểm chính yếu sau:

- Sự gia tăng quá mức của lượng tiền trong lưu thông.
- Dẫn đến sự mất giá của đồng tiền.
- Từ đó, khiến cho giá cả các loại mặt hàng tăng cao.

## ***2.2 Phân loại lạm phát***

Xét về định tính, lạm phát được nhà kinh tế học Paul A. Samuelson phân thành hai loại như sau:

- Lạm phát cân bằng và có thể dự đoán trước:

Đây là loại lạm phát khi toàn bộ giá cả của nền kinh tế đều tăng và mức tăng này đã được dự đoán trước thì thu nhập của người dân cũng đồng thời được tăng lên một cách tương ứng. Theo đó, lạm phát cân bằng và có thể dự đoán trước sẽ không gây ra một tác hại nào cho việc sản xuất kinh doanh, tốc độ tăng trưởng của kinh tế hay việc phân phối thu nhập của người dân.

- Lạm phát không cân bằng và không được dự đoán trước:

Loại lạm phát này xảy ra khi mức giá cả các loại hàng hóa, dịch vụ tăng không đều nhau, vượt xa mức tăng trong tiền lương và không được dự báo trước. Đây là loại phát gây khó khăn cho người dân, thiệt hại cho cả nền kinh tế. Một khi lạm phát này xảy ra đồng tiền bị mất giá khiến cho những người nắm giữ hàng hóa giàu lên trong khi những người cầm tiền thì lại nghèo đi một cách tương đối, thu nhập được phân phối lại. Vì thế dẫn đến tình trạng đầu cơ tích trữ hàng hóa, ngoại tệ, vàng bạc, bất động sản... gây ra trạng thái khan hiếm hàng hóa, bóp méo, xuyên tạc các yếu tố thị trường, ảnh hưởng đến cả hoạt động sản xuất kinh doanh.

### ***2.3 Các yếu tố tác động đến lạm phát***

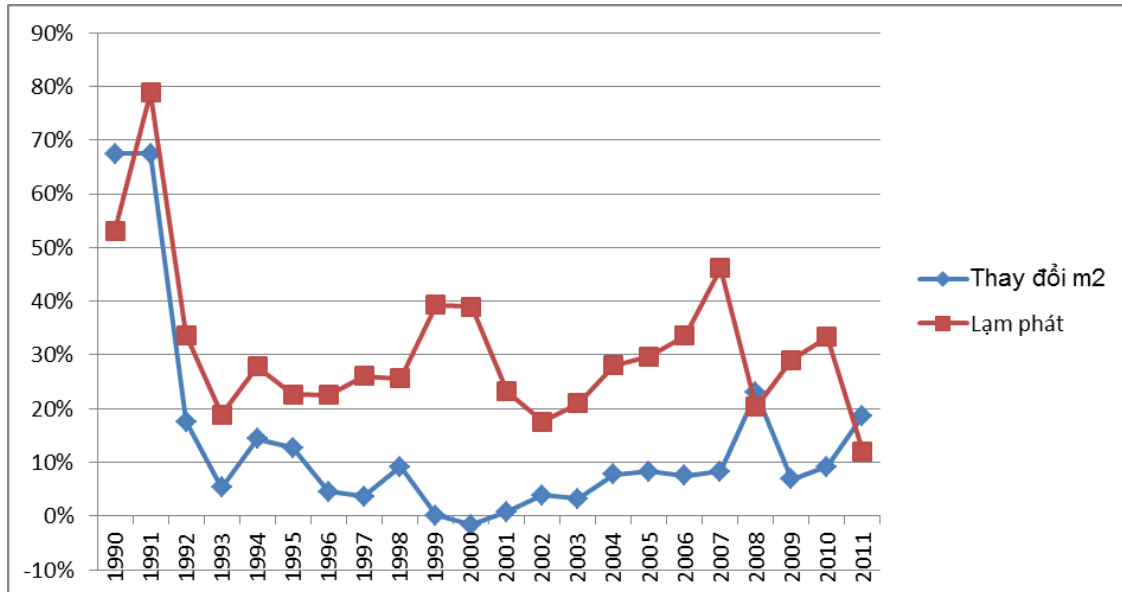
Theo Keynes (1936), trong dài hạn lạm phát chịu tác động trực tiếp từ cung tiền, còn trong ngắn hạn lạm phát chịu tác động bởi tổng cung và tổng cầu. Có nhiều yếu tố tác động làm dịch chuyển tổng cung và tổng cầu. Sau đây chúng ta sẽ xem xét một số yếu tố tác động đến tổng cung và tổng cầu từ đó tác động đến lạm phát.

#### **Cung tiền**

Khi cung tiền tăng, người dân sẽ có nhu cầu tiêu thụ nhiều hàng hoá và dịch vụ hơn, do đó đường tổng cầu sẽ dịch chuyển sang phải từ đó làm cho mức giá chung tăng lên. Các kết quả nghiên cứu thực nghiệm đều khẳng định cung tiền là yếu tố có tác động đến lạm phát, tiêu biểu là nghiên cứu của Sở Đình Thành (2012), Phạm Thị Thu Trang (2009). Hình vẽ sau nói lên mối liên hệ giữa lạm phát và cung tiền theo năm của Việt Nam.



**Hình 1: Mối liên hệ giữa lạm phát và cung tiền của Việt Nam**



Nguồn: Ngân hàng phát triển châu Á (ADB)

Từ biểu đồ trên ta thấy, lạm phát và cung tiền có xu hướng biến đổi cùng nhau, đặc biệt là trong giai đoạn lạm phát cao trước năm 1990. Mức độ thay đổi của cung tiền trung bình cao hơn lạm phát từ 10-20%.

### Lãi suất

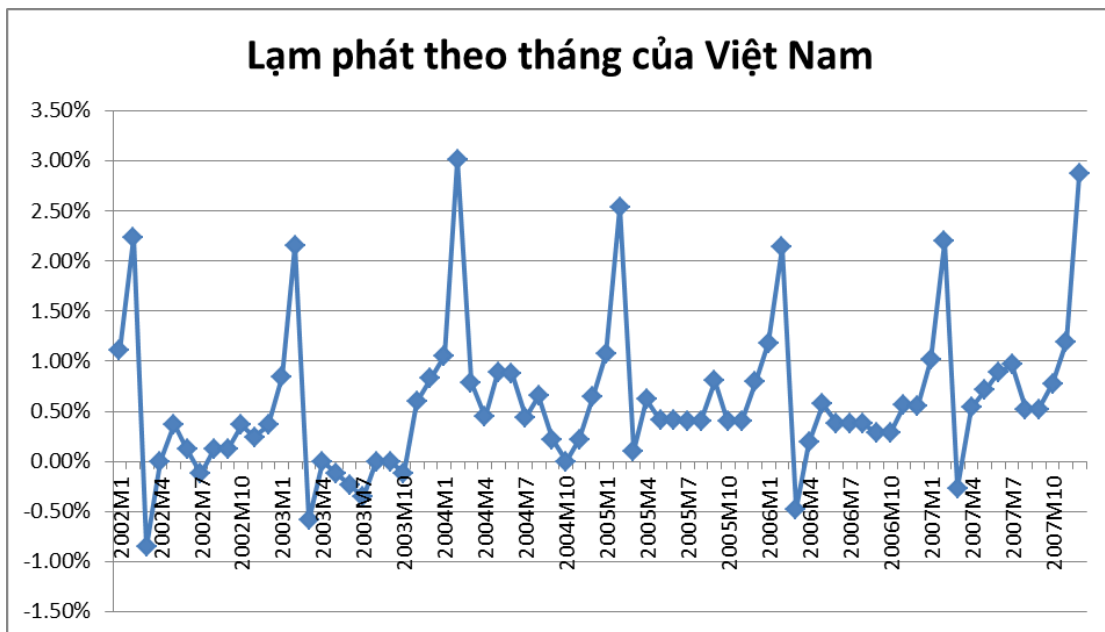
Theo Keynes (1936), trong ngắn hạn lãi suất thay đổi để điều chỉnh cung và cầu về tiền tệ. Cung và cầu về tiền tệ sẽ tác động đến tiết kiệm và đầu tư, từ đó tác động đến tổng cầu và làm thay đổi mức giá chung của nền kinh tế. Theo nghiên cứu của Nguyễn Trọng Hoài (2010), thì ngân hàng có thể vận dụng luật Taylor để ấn định một mức lãi suất mà ở đó nền kinh tế có thể đạt được sản lượng mục tiêu và lạm phát mục tiêu. Do đó, lãi suất là yếu tố có tác động đến mức giá chung của nền kinh tế. Tuy nhiên tại Việt Nam, ngân hàng trung ương vẫn chưa vận dụng nguyên

tắc này mà chủ yếu là điều chỉnh lãi suất để đạt được mức lạm phát mục tiêu. Mức sản lượng mục tiêu có thể điều chỉnh thông qua đầu tư.

**Mùa vụ**

Lạm phát thu thập theo tháng thường mang tính mùa. Tại Việt Nam, giá cả vào những tháng Tết thường cao hơn những tháng khác do nhu cầu mua sắm và đi lại tăng cao. Biểu đồ lạm phát theo tháng sau đây cho ta thấy tính mùa vụ của lạm phát. Đỉnh của lạm phát thường rơi vào tháng 1 và tháng 2 còn đáy thường rơi vào tháng 3 trong năm.

**Hình 2: Lạm phát theo tháng của Việt Nam**



Nguồn: Tổng cục thống kê (GSO)

Sau năm 2007, lạm phát có những diễn biến bất thường do chịu ảnh hưởng của suy thoái kinh tế thế giới cũng như sự gia tăng cung tiền quá mức của chính phủ. Tuy nhiên, lạm phát vẫn có xu hướng cao hơn vào những tháng Tết. Do khoản thời

gian này không phản ánh được tính mùa vụ rõ ràng nên tác giả không đưa vào trong đồ thị này.

### **Giá dầu thế giới**

Xăng dầu luôn chiếm một tỷ trọng lớn trong chi phí sản xuất của các doanh nghiệp. Do đó, việc biến động giá xăng dầu sẽ dẫn đến chi phí sản xuất và dẫn đến biến động giá bán đầu ra. Theo nghiên cứu của Portes (2012) tại Trung Mỹ và Caribe, thì giá xăng dầu không chỉ ảnh hưởng đến lạm phát mà còn ảnh hưởng đến một số biến số vĩ mô khác. Tại Việt Nam, mặc dù chính phủ có chính sách bình ổn giá xăng dầu, nhưng việc biến động giá xăng dầu của Việt Nam vẫn theo xu hướng giá thế giới, vì quỹ bình ổn giá của chính phủ là có hạn. Do đó, việc xem xét tác động của giá dầu thế giới đến lạm phát của Việt Nam là việc làm cần thiết. Tại Việt Nam, mỗi lần tăng giá xăng dầu, là sẽ có một làn sóng tăng giá nổi lên. Một số các nhân và doanh nghiệp tăng giá đơn giản vì họ kỳ vọng giá các mặt hàng khác cũng sẽ tăng tương ứng.

### **Các độ trễ của lạm phát**

Theo nghiên cứu của Phạm Thị Thu Trang (2009), người dân có khuynh hướng kỳ vọng lạm phát trong tương lai sẽ tương tự như lạm phát trong quá khứ. Do đó, giá trị lạm phát ở hiện tại luôn phụ thuộc vào giá trị của chính nó trong quá khứ. Vì vậy, các độ trễ của lạm phát sẽ là một biến cần thiết được đưa vào mô hình để dự báo cho lạm phát ở hiện tại. Tuy nhiên, để biết được độ trễ bao nhiêu là thích hợp thì cần phải có những phân tích chi tiết hơn.

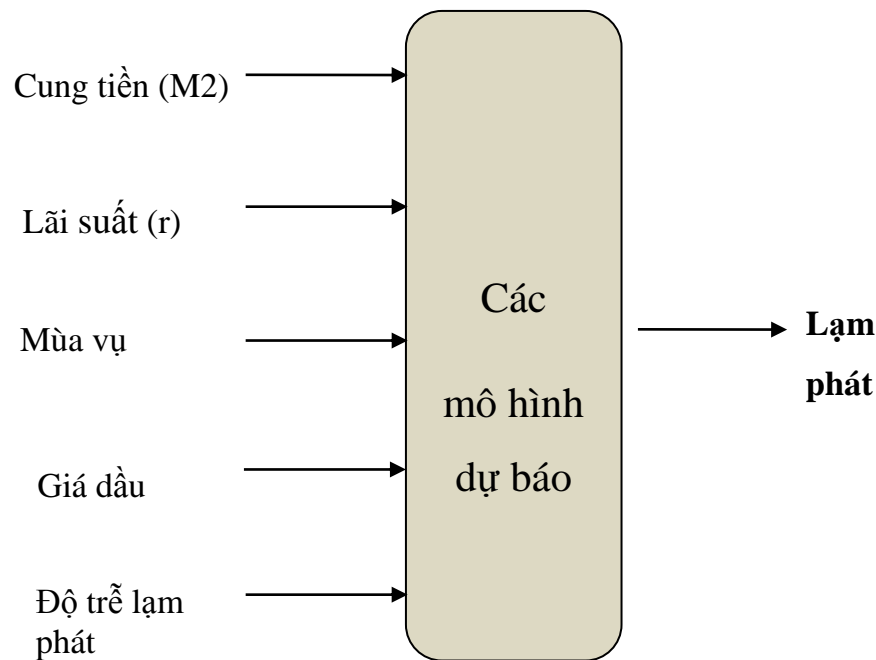
### **Thiên tai**

Việt Nam nằm trong vùng chịu ảnh hưởng nhiều của bão và lũ lụt. Mỗi khi một địa phương nào bị thiên tai là giá cả hàng hoá tại khu vực đó sẽ gia tăng. Nếu thiên

tài càng lớn thì mức độ ảnh hưởng của nó đến giá cả càng lớn. Tuy nhiên tại Việt Nam cũng như trên thế giới có rất ít công trình nghiên cứu về vấn đề này. Lý do là vì thiên tai không xảy ra thường xuyên còn các thông số kinh tế thì được báo cáo hàng năm. Các số liệu về thiên tai thường không chính xác, do thu thập thiếu hoặc một số địa phương cố gắng thổi phồng sự thật để nhận được nhiều tiền trợ cấp. Tác giả hy vọng, đây sẽ là một vấn đề được nghiên cứu trong thời gian sắp tới.

#### 2.4 Khung phân tích

Từ những phân tích trên ta thấy, có nhiều yếu tố khác nhau tác động đến lạm phát. Để dự báo lạm phát tốt, ta cần phải đưa tất cả các yếu tố này vào mô hình. Tác giả đề xuất mô hình nghiên cứu gồm các biến như sau:



**Hình 3: Mô hình nghiên cứu**

## ***2.5 Số liệu nghiên cứu***

Các số liệu nghiên cứu sẽ được thu thập theo tháng từ năm 2001 đến 2012, tổng cộng có 144 quan sát. Trong đó 132 quan sát đầu tiên sẽ được sử dụng để thiết lập mô hình, 12 quan sát cuối cùng sẽ được sử dụng để kiểm tra dự báo ngoài mẫu. Cụ thể lạm phát được thu thập từ tổng cục thống kê (GSO) theo chỉ số giá tiêu dùng CPI. Cung tiền và lãi suất cho vay (lending rate) được thu thập từ Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF) và cuối cùng giá dầu được thu thập từ ngân hàng thế giới (WB).

## ***2.6 Ứng dụng của mạng thần kinh nhân tạo trong thực tế***

### **Trong tài chính**

Trong lĩnh vực tài chính, mô hình mạng thần kinh chủ yếu được ứng dụng trong việc dự báo xu hướng thay đổi của giá các tài sản tài chính và dựa trên đó để xây dựng các hệ thống giao dịch tự động nhằm tối đa hóa lợi nhuận.

### **Trong xếp hạng tín dụng**

Thẩm định tín dụng là một ứng dụng khác của mô hình mạng thần kinh nhân tạo. Dưới góc độ của ngân hàng cho vay, việc phân biệt giữa “con nợ” tốt và xấu là vô cùng quan trọng. Quá trình thẩm định trước khi cấp tín dụng này được thực hiện trên cơ sở các thông tin liên quan đến người đi vay như: thu nhập, tuổi, trình độ học vấn...v.v. Tất cả những thông tin này đều có thể trở thành dữ liệu đầu vào để đưa vào mô hình mạng và các kết quả đầu ra tương ứng là khả năng trả nợ trong quá khứ của người đi vay. Từ đó, mô hình mạng thần kinh có thể được xây dựng để đưa ra những gợi ý trong quyết định cấp tín dụng của ngân hàng. Bên cạnh đó, mô hình mạng thần kinh còn được áp dụng cho việc xếp hạng tín nhiệm đối với các loại trái phiếu trên thị trường hoặc ứng dụng trong việc đánh giá khả năng phá sản của doanh nghiệp.

### **Ứng dụng trong dự báo lạm phát**

Bên cạnh việc dự báo giá các chứng khoán, dự báo xác suất phá sản của doanh nghiệp thì mô hình mạng thần kinh đã bước đầu được ứng dụng trong các dự báo biến vĩ mô như tỷ giá, tăng trưởng kinh tế và lạm phát. Nghiên cứu của Jingtao (1995) đã sử dụng mô hình mạng thần kinh để dự báo xu hướng biến động của đồng GBP, JPY, AUD và CHF bằng các chỉ báo kỹ thuật đơn giản làm biến đầu vào. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình hoàn toàn có khả năng giúp nhà đầu tư đạt được mức lợi nhuận đáng kỳ vọng. Trên cơ sở dữ liệu của cặp tỷ giá CAD/USD, sử dụng tiêu chuẩn RMSE, hai tác giả Nikola Gradojevic và Jing Yang (2000), thuộc Ngân hàng Trung Ương Canada, cũng đã cho kết luận về sự vượt trội trong hiệu quả dự báo của mô hình mạng thần kinh so với mô hình tuyến tính. Đây cũng là kết luận của Ashok và Amit (2002) khi ứng dụng mô hình mạng thần kinh có sự kết hợp với thuật toán di truyền để dự báo chuỗi tỷ giá của đồng mark Đức so với đồng USD.

Trong khi đó, những nghiên cứu ứng dụng mô hình mạng thần kinh trong việc dự báo tỷ lệ tăng trưởng kinh tế hàng năm cho kết quả có phần khiêm tốn hơn. Nghiên cứu của Greg (2001) sử dụng mô hình mạng nhân tạo nhằm nâng cao độ chính xác của các biến tài chính và tiền tệ trong việc dự báo mức tăng trưởng sản lượng của Canada. Kết quả cho thấy, mô hình mạng đã thật sự góp phần làm giảm các sai lệch trong dự báo mức tăng trưởng sản lượng hàng năm so với mô hình tuyến tính. Tuy nhiên, trong trường hợp dự báo mức tăng trưởng theo quý thì kết quả nghiên cứu cho thấy hầu như không có sự khác biệt lớn từ kết quả dự báo từ hai loại mô hình. Trong khi đó, nghiên cứu của Saeed, Denise và Birchenhall (2004) sử dụng mô hình mạng thần kinh trong việc dự báo sản lượng công nghiệp của các nước Anh, Đức, Pháp. Sử dụng tiêu chuẩn RMSE, kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình tuyến tính lại cho kết quả dự báo tương đối tốt hơn

so với mô hình mạng. Tuy nhiên, mạng thần kinh nhân tạo lại tỏ ra hiệu quả hơn hẳn trong việc dự báo xu hướng của sự thay đổi. Do vậy, trong dự báo các biến số vĩ mô, quan điểm của Steven (2000) về sự kết hợp giữa mô hình mạng thần kinh phi tuyến với các mô hình tuyến tính truyền thống là điều cần phải được cân nhắc.

Bên cạnh tỷ giá và tăng trưởng kinh tế, mô hình mạng thần kinh đã được ứng dụng trong dự báo tỷ lệ lạm phát ở các quốc gia. Nghiên cứu của Recep Duzgun (2010) đã so sánh hiệu quả dự báo ngoài mẫu của các mô hình mạng thần kinh được khái quát hóa (generalized neural network), mô hình mạng truyền thẳng và mô hình ARIMA đối với chỉ số giá tiêu dùng (CPI) của Thổ Nhĩ Kỳ sử dụng bộ dữ liệu từ năm 2000 đến năm 2008. Tác giả đã đi đến kết luận về sự vượt trội trong hiệu quả dự báo của các mô hình mạng thần kinh nhân tạo so với mô hình truyền thống. Tương tự, Paul và Peter (2004) khi ứng dụng mô hình mạng thần kinh mô hình hóa đường cong Philip phi tuyến đã cho thấy, mô hình này có cho kết quả dự báo tốt hơn so với mô hình tuyến tính trong trường hợp dự báo chỉ số giá dịch vụ của khu vực Châu Âu. Điểm

đặc biệt của bài nghiên cứu là sử dụng phương pháp “thick model”. Điều này có nghĩa là giá trị dự báo được lấy trung bình của các mô hình dự báo khác nhau được xây dựng một cách ngẫu nhiên. Hiệu quả dự báo của mô hình mạng đối với biến lạm phát còn được thể hiện qua nghiên cứu của Adnan và Muhammad Nadeem (2007).

Tác giả sử dụng dữ liệu tỷ lệ lạm phát hàng tháng so với cùng kỳ năm trước trong giai đoạn 1993 – 2007 để dự báo cho lạm phát trong năm 2008 bằng mô hình mạng truyền thẳng với 12 lớp ẩn kết hợp với thuật toán lan truyền ngược. Kết quả kiểm định ngoài mẫu của nghiên cứu trên cho thấy, chỉ tiêu RMSE của mô hình mạng phi tuyến thấp hơn rất nhiều so với mô hình AR(1) và mô hình

ARIMA(2). Điều này, một lần nữa, cho thấy sự cải thiện trong hiệu quả dự báo của mô hình mạng so với các mô hình truyền thống.

### **Một số ứng dụng khác của mạng thần kinh nhân tạo**

Bên cạnh các ứng dụng như đã được kể trên, mô hình mạng thần kinh nhân tạo còn được ứng dụng trong hoạt động sản xuất kinh doanh của doanh nghiệp. Cụ thể là, mô hình mạng có thể được thiết kế dự báo doanh số, phân loại khách hàng trung thành và có khả năng mang lại lợi nhuận cao cho doanh nghiệp và dự báo khả năng chi tiêu của họ trên cơ sở những thông tin về tuổi, giới tính, thu nhập...

Ở Việt Nam, mô hình mạng thần kinh chủ yếu được ứng dụng trong lĩnh vực kỹ thuật như mô phỏng, dự báo dòng chảy sông, dự báo định lượng mưa. Bên cạnh đó, cùng với xu hướng ứng dụng các mô hình định lượng trên thị trường chứng khoán Việt Nam, mô hình mạng thần kinh cũng là một trong những mô hình được nhiều người chú ý đến. Tuy nhiên, hầu như chưa có nghiên cứu nào về ứng dụng của mô hình mạng thần kinh nhân tạo trong lĩnh vực dự báo vĩ mô mà đây là một trong những vấn đề cần được quan tâm trong điều kiện tình hình vĩ mô của Việt Nam có nhiều biến động.

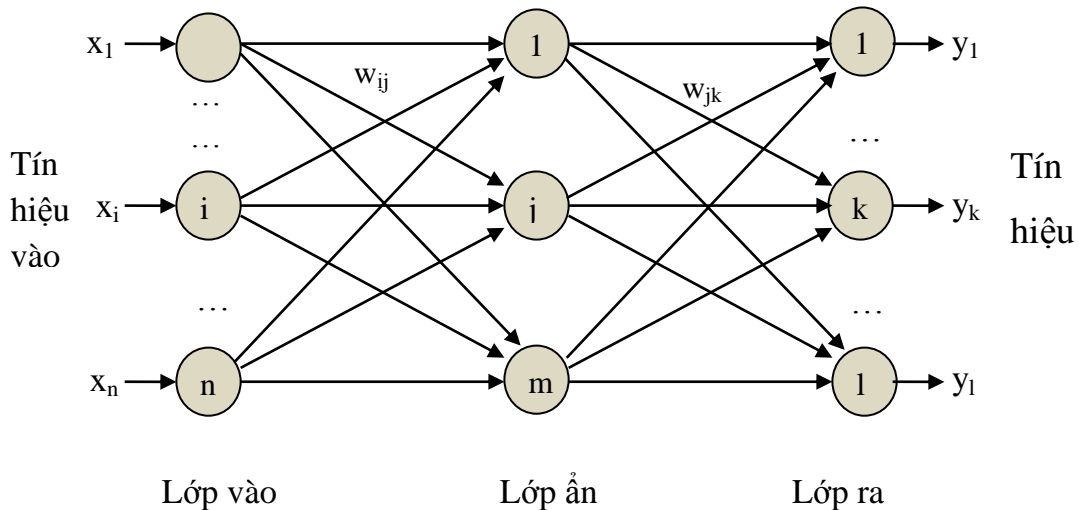


## CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Đề tài sử dụng phương pháp định lượng trong dự báo đặc biệt là mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính. Các chỉ tiêu dùng để đánh giá kết quả dự báo là RMSE, MAE và  $R^2$ .

### 3.1 Mạng thần kinh nhân tạo

Mô phỏng theo mạng thần kinh con người, mạng thần kinh nhân tạo (ANN) được McCulloch và Pitt giới thiệu đầu tiên vào năm 1943. Nó là tập một tập hợp của các nơ-ron nhân tạo. Mỗi nơ-ron sẽ tiếp nhận thông tin đầu vào, xử lý chúng và cho ra giá trị đầu ra. Có nhiều loại mạng ANN khác nhau, trong đề tài này tác giả sẽ sử dụng mạng ANN truyền thẳng, 1 lớp ẩn. Giá trị đầu vào của mỗi nơ-ron có thể là một hằng số, dữ liệu thô hoặc cũng có thể là đầu ra của một nơ-ron khác. Các nơ-ron nhân tạo này sẽ được liên kết với nhau và sắp xếp thành các lớp (layer). Hình sau đây thể hiện mạng nơ-ron gồm một lớp vào, một lớp ra và một lớp ẩn.



**Hình 4: Cấu tạo mạng thần kinh nhân tạo**

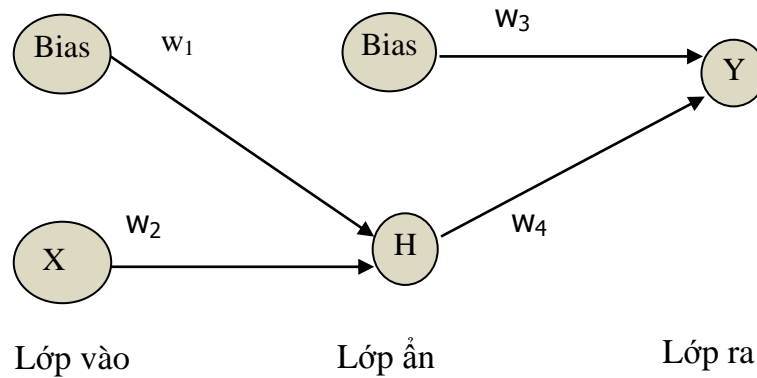
Tương tự như các mô hình hồi quy, mô hình mạng thần kinh nhân tạo xác lập mối quan hệ giữa một tập hợp các biến đầu vào  $x_i$  ( $i$  chạy từ 1 đến  $n$ ) với một hoặc nhiều biến đầu ra  $y_j$  ( $j$  chạy từ 1 đến  $l$ ) dựa vào dữ liệu trong quá khứ. Điều khác biệt là sự tồn tại của các “lớp ẩn” (hidden layer), các lớp này liên kết giữa lớp vào và lớp ra của mạng nơ-ron. Tại lớp ẩn, các tín hiệu đầu vào sẽ được chuyển đổi bởi một hàm số đặc biệt nào đó được gọi là hàm kích hoạt (Activate function), thường là hàm sigmoid hoặc tan-hyperpolic. Sau khi được chuyển đổi tín hiệu này sẽ được truyền sang lớp nơ-ron phía sau. Chính các lớp ẩn này đã giúp cho mô hình mạng thần kinh có khả năng mô phỏng mối tương quan phi tuyến tốt hơn so với mô hình truyền thống.

Mục tiêu của mô ANN là tính toán và dự báo giá trị của biến đầu ra với một tập hợp các thông tin của biến đầu vào được cho trước. Mô hình ANN sẽ được “huấn luyện” để có thể “học” từ những thông tin quá khứ. Từ đó, mạng có thể đưa ra kết quả dự báo dựa trên những gì đã được học. Quá trình này sẽ được tiến hành bằng các thuật toán huấn luyện mạng, phổ biến là thuật toán lan truyền ngược (back-propagation algorithm) và thuật toán di truyền (genetic algorithm).

Chính trong quá trình “học” này, hệ thống mạng thần kinh sẽ liên tục điều chỉnh các trọng số (weight) của mỗi nơ-ron sao cho đạt được mục tiêu cuối cùng là kết quả của biến đầu ra gần sát nhất với giá trị thực tế.

### ***3.2 Ước lượng các hệ số của mô hình ANN bằng thuật toán lan truyền ngược***

Để đơn giản trong việc minh họa cách ước lượng các trọng số của mạng ANN bằng thuật toán lan truyền ngược, ta sử dụng mạng ANN chỉ với một tín hiệu vào  $X$ , một tín hiệu ra  $Y$  và một nơ-ron ở lớp ẩn (xem hình dưới đây).



**Hình 5: Mạng nơron truyền thẳng một lớp ẩn**

**Cách tính toán tín hiệu ra theo tín hiệu vào.**

Để tính toán tín hiệu đầu ra theo tín hiệu vào ta phải có hàm kích hoạt (activation function) ở các lớp ẩn. Hai hàm kích hoạt thường được sử dụng đó là hàm Sigmoid và hàm Tan-hyperbolic.

- Hàm Sigmoid:  $f(x)=1/(1+e^{-x})$
- Hàm Tan-hyperbolic:  $f(x)=(e^x-e^{-x})/(e^x+e^{-x})$

Giả sử trong ví dụ này, ta sử dụng hàm kích hoạt là Sigmoid, ta có tín hiệu ra tại nơron H là:

$$H_{input} = Bias * w_1 + X * w_2$$

$$H_{output} = \frac{1}{1 + e^{-(Bias * w_1 + X * w_2)}}$$

Bias thường là một hằng số và do có nhân với trọng số  $w_1$ , nên thông thường, người ta chọn Bias bằng 1. Viết lại phương trình trên ta có:

$$H_{output} = \frac{1}{1 + e^{-(w_1 + X * w_2)}}$$

Tính toán tiếp tục cho giá trị Y ở lớp ra ta có:

$$Y = w_3 + w_4 * \frac{1}{1 + e^{-(w_1 + X * w_2)}}$$

Ứng với mỗi giá trị Xi đầu vào ta có một giá trị ước lượng Yi.

$$\hat{Y}_i = w_3 + w_4 * \frac{1}{1 + e^{-(w_1 + X_i * w_2)}}$$

Độ lệch giữa Yi ước lượng và Yi ta có sai số. Việc đi ước lượng các tham số mô hình là ta đi tìm bộ trọng số w, sao cho tổng bình phương các sai số này là bé nhất. Hay là tìm giá trị bé nhất của hàm E(w) sau đây.

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_1^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Vì hàm E(w) là một hàm phi tuyến theo w nên ta không thể tìm bộ trọng số w giống như cách tìm các hệ số  $\beta$  trong phương trình hồi quy tuyến tính (OLS).

### **Thuật toán lan truyền ngược sai số**

Hàm E(w) là một hàm của các trọng số w. Khi w thay đổi thì E sẽ thay đổi và ứng với mỗi trọng số  $w_i$ , sẽ có một giá trị mà làm cho hàm E( $w_i$ ) đạt giá trị cực tiểu.

Để ước lượng các trọng số  $w_i$  bằng thuật toán lan truyền ngược sai số, đầu tiên ta gán cho mạng một bộ trọng số  $w$  ban đầu, từ bộ trọng số này ta tính toán được giá trị hàm  $E(w)$ .

Sau đó ta sẽ điều chỉnh trọng số  $w$  sao cho bộ trọng số mới làm cho hàm  $E(w)$  bé hơn. Giá trị điều chỉnh là:

$$\Delta w = w^{new} - w^{old} = -\eta \partial E / \partial w$$

Quá trình tìm bộ trọng số thích hợp cho mạng còn được gọi là quá trình học. Hằng số  $\eta$  còn được gọi là hằng số học. Quá trình học sẽ được lặp đi lặp lại cho đến khi  $\Delta w$  gần bằng 0 (nhỏ hơn một mức sai số cho trước) hoặc điều kiện dừng học được kích hoạt. Điều kiện dừng học được thiết lập nhằm tránh tình trạng học quá (overfitting). Các trọng số là một trong những thành phần quan trọng nhất của hệ thống mạng thần kinh nhân tạo. Nó sẽ ảnh hưởng đến độ lớn của tín hiệu được lan truyền từ lớp nơron này sang lớp nơron khác. Khi so sánh với mô hình hồi quy tuyến tính truyền thống, các trọng số này cũng chính là các hệ số hồi quy thể hiện mức độ tác động của mỗi biến độc lập lên biến phụ thuộc. Tuy nhiên, điểm khác biệt ở mô hình ANN là các trọng số không chỉ có ở các nơron lớp vào mà còn tồn tại ở nơron của các lớp ẩn.

Tương tự cho những mạng nơron với nhiều tín hiệu vào, nhiều tín hiệu ra và nhiều nơron trong lớp ẩn. Các trọng số  $w$  sẽ được ước lượng tương tự sao cho hàm  $E(w)$  đạt giá trị cực tiểu. Phần mềm SPSS, phiên bản từ 16.0 trở lên sẽ hỗ trợ chúng ta thực hiện việc ước lượng các trọng số  $w$  này.

### 3.3 Xây dựng cấu trúc mạng

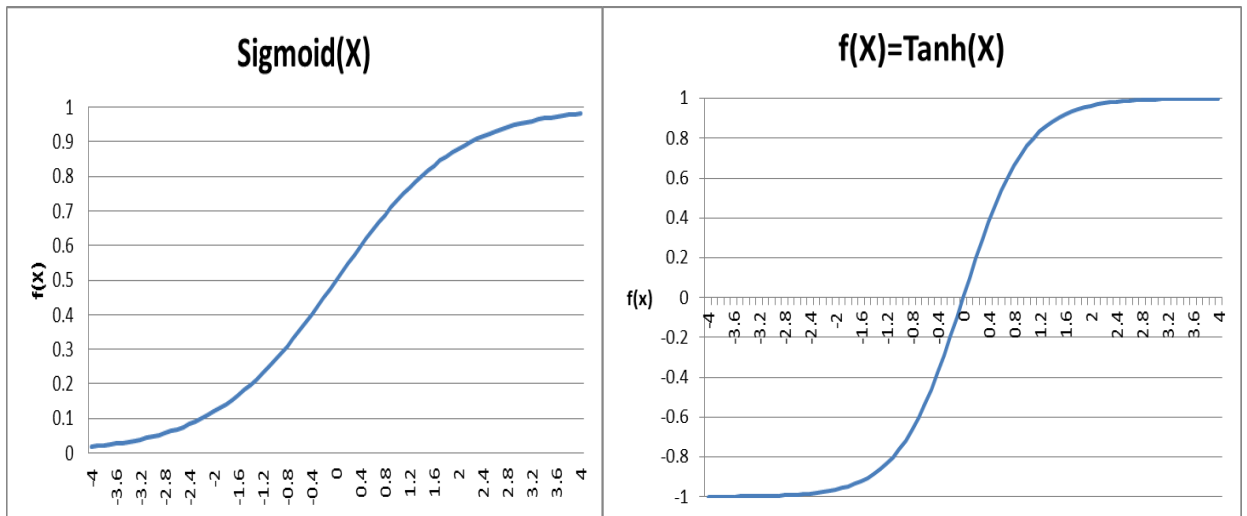
Khi đi xây dựng cấu trúc mạng ANN ta sẽ gặp phải câu hỏi: đâu là cấu trúc tối ưu của mạng ANN đối với một bộ dữ liệu đã cho? Hiện nay, các nhà nghiên cứu vẫn chưa đưa ra được phương pháp xác định cấu trúc tối ưu của mạng thần kinh nhân tạo. Quá trình xây dựng cấu trúc mạng là quá trình thử và sai (try and error). Nhiều mô hình mạng được đưa ra bằng cách thay đổi số nơ-ron trong mỗi lớp ẩn và số lớp ẩn trong mô hình. Sau đó, ta sẽ dùng bộ dữ liệu để huấn luyện mạng. Ta sẽ so sánh hiệu quả dự báo của các mô hình khác nhau dựa trên các tiêu chí RMSE, MAE hoặc  $R^2$ .

Tập dữ liệu dùng để xây dựng mạng được chia thành 3 tập chính: tập huấn luyện (training set), tập xác nhận (validation set), và tập kiểm định (testing set). Trong đó, tập các dữ liệu được dùng cho quá trình huấn luyện mạng thường chiếm số lượng nhiều nhất. Đây là những quan sát được đưa vào mô hình để giúp cho hệ thống mạng thần kinh nhân tạo xác định mối tương quan tuyến tính hoặc phi tuyến giữa các biến đầu vào và đầu ra. Tiếp đến, tập xác nhận sẽ đảm nhận vai trò đánh giá khả năng khái quát hóa của mô hình. Cuối cùng, căn cứ trên kết quả của quá trình kiểm tra ngoài mẫu của tập kiểm định (testing-set), mô hình nào cho kết quả dự báo tốt nhất sẽ được lựa chọn.

Số quan sát được chọn cho tập huấn luyện phải đủ lớn để đảm bảo mạng có thể nhận diện được mối quan hệ chứa trong tập dữ liệu đã cho. Có hai cách để chọn tập huấn luyện: chọn ngẫu nhiên từ bộ dữ liệu đã có, chọn theo trật tự thời gian (bộ dữ liệu huấn luyện sẽ được chọn trước, sau đó đến dữ liệu xác nhận và kiểm định). Các nhà nghiên cứu đều không đưa ra một tỷ lệ cố định cho việc phân chia giữa ba tập này. Trong phần mềm SPSS thì tỷ lệ mặc định giữa tập huấn luyện và tập xác nhận là 70% và 30%. Còn tập kiểm định là do người phân tích tự chọn.

### 3.4 Hàm kích hoạt và việc chuẩn hoá dữ liệu

Điểm đặc biệt của mạng ANN là tại lớp ẩn ta có các hàm kích hoạt. Hai hàm kích hoạt thường được sử dụng đó là:



- **Hàm Sigmoid:**  $f(x) = 1/(1+e^{-x})$
- **Hàm Tan-hyperbolic:**  $f(x) = (e^x - e^{-x})/(e^x + e^{-x})$

**Hình 6: hàm kích hoạt**

Dựa vào đồ thị trên ta thấy, tín hiệu đầu vào (X) của hàm Sigmoid nằm trong khoảng (-4,4) và tín hiệu đầu ra nằm trong khoảng (0,1). Hàm Tan-hyperbolic có tín hiệu vào nằm trong khoảng (-3,3) và tín hiệu ra nằm trong khoảng (-1,1). Hai hàm trên sẽ có tác dụng chuyển đổi tín hiệu vào thành tín hiệu ra nếu tín hiệu vào nằm trong khoảng giá trị trên. Khi tín hiệu vào vượt ra khỏi giá trị này thì hàm kích hoạt sẽ bị bão hoà (đạt giá trị cực đại) và việc mô phỏng tín hiệu vào theo tín hiệu ra sẽ không có tác dụng. Đối với một biến bất kỳ trong thực tế (cung tiền, CPI, giá dầu...), giá trị của nó sẽ nằm ngoài các khoảng này. Do đó, để mạng ANN có thể học được thì tín hiệu vào và tín hiệu ra cần được chuẩn hoá hay chuyển đổi tỷ lệ về vùng giá trị này.

**Chuẩn hoá theo phân phối chuẩn:**

$$x' = (x - \text{mean}) / s \quad (\text{mean là giá trị trung bình, } s \text{ là độ lệch chuẩn của mẫu})$$

Với cách chuẩn hoá này, tín hiệu  $x'$  sẽ có giá trị trung bình là 0 và độ lệch chuẩn là 1, 99% dữ liệu sẽ nằm trong khoảng  $(-3, 3)$

**Chuẩn hoá bình thường**

$$x' = (x - \text{min}) / (\text{max} - \text{min})$$

Với cách chuẩn hoá này giá trị toàn bộ  $x'$  sẽ nằm trong khoảng  $(0, 1)$

**Chuẩn hoá bình thường có hiệu chỉnh**

$$x' = 2 * (x - \text{min}) / (\text{max} - \text{min}) - 1$$

Với cách chuẩn hoá này toàn bộ  $x'$  sẽ nằm trong khoảng  $(-1, 1)$



## CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

### 4.1 Thống kê mô tả dữ liệu

Dữ liệu chúng ta đưa vào phân tích có bốn biến chính, đó là: Lạm phát (IF), cung tiền (M2), giá dầu thế giới (Oil) và lãi suất cho vay (R). Giá trị IF, M2 và Oil được định nghĩa là sự thay đổi của CPI, Cung tiền, Giá dầu của tháng sau so với tháng trước. R chính là lãi suất cho vay trong tháng đó.

**Bảng 1: Thống kê mô tả các biến số**

	IF	M2	OIL	R
Mean	0.007155	0.019627	0.013085	11.68934
Median	0.004864	0.018458	0.025402	11.17500
Maximum	0.038971	0.085273	0.189845	20.25000
Minimum	-0.008526	-0.017550	-0.267902	8.460000
Std. Dev.	0.009042	0.017399	0.081115	2.775896
Skewness	1.171530	0.781922	-0.808027	1.348905
Kurtosis	4.317049	4.282523	4.137459	4.107231
Jarque-Bera	43.34731	24.54284	23.43265	51.02481
Probability	0.000000	0.000005	0.000008	0.000000
Sum	1.030367	2.826235	1.884174	1683.265
Sum Sq. Dev.	0.011691	0.043288	0.940887	1101.901
Observations	144	144	144	144

### 4.2 Xây dựng mô hình hồi quy tuyến tính.

Dữ liệu chúng ta thu thập được là dữ liệu dạng chuỗi thời gian. Do đó, để tránh hiện tượng hồi quy giả tạo, ta phải kiểm tra kính dừng của các biến số trên. Trong trường hợp này phương pháp nghiệm riêng đơn vị ADF cho giá trị  $I(0)$  được thực hiện.

**Kiểm định tính dừng biến IF**

Null Hypothesis: IF has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.356669	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.476472	
5% level	-2.881685	
10% level	-2.577591	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

**Kiểm định tính dừng biến M2**

Null Hypothesis: M2 has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.33690	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.476472	
5% level	-2.881685	
10% level	-2.577591	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

### Kiểm định tính dừng biến OIL

Null Hypothesis: OIL has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.901290	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.476472	
5% level	-2.881685	
10% level	-2.577591	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

### Kiểm định tính dừng biến R

Null Hypothesis: R has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 2 (Automatic based on SIC, MAXLAG=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.174985	0.0236
Test critical values: 1% level	-3.477144	
5% level	-2.881978	
10% level	-2.577747	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Kết quả kiểm định của 4 biến trên được tóm tắt trong bảng sau:

**Bảng 2: Kiểm định tính dừng của các biến**

Biến số	ADF test	
	Level	1st difference
IF	-6.357***	
M2	-10.337***	
OIL	-8.901***	
R	-3.175**	-6.275***

Ghi chú: Dấu \*\* và \*\*\* cho biết kết quả có ý nghĩa thống kê ở mức 5% và 1%

Dựa vào kết quả trên ta có thể kết luận tất cả các chuỗi chúng ta khảo sát đều dừng bậc 0 ở mức ý nghĩa 5%. Do đó, ta có thể thực hiện hồi quy dựa trên các biến này mà không sợ bị hồi quy giả tạo.

Để đưa yếu tố mùa vụ hay yếu tố tháng vào mô hình, ta sử dụng 11 biến Dummy từ D1 đến D11 để mã hoá cho 12 trạng thái ứng với 12 tháng trong năm. Dữ liệu được sử dụng để xây dựng mô hình hồi quy là từ 2002M01 đến 2011M12, 12 quan sát cuối cùng, từ 2012M01 đến 2012M12, dùng để kiểm định độ chính xác của dự báo ngoài mẫu. Kết quả hồi quy biến IF theo các biến khác và độ trễ của IF như sau:

**Bảng 3: Kết quả hồi quy**

Biến số	Hệ số hồi quy	Giá trị t
IF(-1)	0.5064	5.7575***
M2(-3)	0.0878	2.3512**
M2(-12)	0.0879	2.0922**
OIL	0.0272	3.6104***
OIL(-1)	0.0131	1.7604*
R	0.0006	2.4869**

Ghi chú: Dấu \*, \*\*, \*\*\* cho biết kết quả có ý nghĩa thống kê ở mức 10%, 5% và 1%

Kết quả trên cho thấy tất cả các biến IF(-1), M2(-3), M2(-12), Oil, Oil(-1), R đều có tác động dương lên lạm phát và đều có ý nghĩa thống kê ở mức 5%. Để biết yếu tố tháng (biến Dummy) có ảnh hưởng đến lạm phát không, ta thực hiện kiểm định Wald. Kết quả kiểm định cho thấy, yếu tố tháng có ảnh hưởng đến lạm phát Sig=0.000

#### **4.3 Kiểm định một số giả thiết của mô hình hồi quy tuyến tính**

- Kiểm định biến bị bỏ sót: kiểm định Reset của Ramsey với một biến độc lập mới cho thấy F-statistic = 0.573809 (P-value = 0.4505 < 5%) nên ta có thể kết luận mô hình trên không bỏ sót biến quan trọng.

Ramsey RESET Test:

F-statistic	0.573809	Prob. F(1,101)	0.4505
Log likelihood ratio	0.679824	Prob. Chi-Square(1)	0.4096

- Kiểm định đa cộng tuyến: để kiểm định tính chất đa cộng tuyến, ta tính hệ số phóng đại phương sai VIF của các biến IF(-1), M2(-3), M2(-12), Oil, Oil(-1), R. Kết quả cho thấy hệ số VIF của tất cả các biến đều nhỏ hơn 5. Ta có thể kết luận, không có hiện tượng đa cộng tuyến trong mô hình.

**Bảng 4: Kiểm định đa cộng tuyến**

Biến	R2	VIF
IF(-1)	0.526339	2.111215
M(-3)	0.381346	1.616412
M(-12)	0.383952	1.62325
Oil	0.280589	1.390026
Oil(-1)	0.283515	1.395703
r	0.407047	1.686474

- Kiểm định phương sai sai số thay đổi: ta thực hiện kiểm định White cho phần dư. Kết quả cho thấy, giá trị  $n \cdot R^2 = 25.63746$  với Prob.= 0.0813. Do đó, với mức ý nghĩa 5%, ta có thể kết luận: mô hình không có hiện tượng phương sai sai số thay đổi.

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	1.630146	Prob. F(17,102)	0.0699
Obs*R-squared	25.63746	Prob. Chi-Square(17)	0.0813
Scaled explained SS	47.13805	Prob. Chi-Square(17)	0.0001

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 08/17/13 Time: 19:44

Sample: 2002M01 2011M12

Included observations: 120

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-8.41E-06	2.94E-05	-0.286453	0.7751
IF(-1)^2	0.040102	0.026920	1.489698	0.1394
M2(-3)^2	-0.002607	0.006646	-0.392301	0.6957
M2(-12)^2	0.004895	0.006770	0.723129	0.4713
OIL^2	-0.000361	0.000594	-0.606947	0.5452
OIL(-1)^2	0.000868	0.000572	1.517790	0.1322
R^2	7.42E-08	8.14E-08	0.911354	0.3643
D1^2	1.52E-05	2.85E-05	0.533107	0.5951
D2^2	4.83E-05	3.25E-05	1.486062	0.1403
D3^2	6.50E-05	3.75E-05	1.731647	0.0864
D4^2	1.97E-05	3.18E-05	0.618568	0.5376
D5^2	2.30E-05	3.19E-05	0.720824	0.4727
D6^2	-1.02E-05	3.11E-05	-0.328646	0.7431
D7^2	-5.75E-06	3.26E-05	-0.176483	0.8603
D8^2	3.44E-09	3.19E-05	0.000108	0.9999
D9^2	3.97E-06	3.12E-05	0.127091	0.8991

D10 <sup>2</sup>	-1.88E-07	3.18E-05	-0.005895	0.9953
D11 <sup>2</sup>	2.74E-06	3.11E-05	0.088144	0.9299
R-squared	0.213645	Mean dependent var	2.72E-05	
Adjusted R-squared	0.082586	S.D. dependent var	6.16E-05	
S.E. of regression	5.90E-05	Akaike info criterion	16.50037	-
Sum squared resid	3.55E-07	Schwarz criterion	16.08224	-
Log likelihood	1008.022	Hannan-Quinn criter.	16.33056	-
F-statistic	1.630146	Durbin-Watson stat	1.960964	
Prob(F-statistic)	0.069923			

- Kiểm định tương quan chuỗi: ta sử dụng kiểm định nhân tử Lagrange. Kết quả cho thấy, có hiện tượng tương quan chuỗi. Nhưng theo Ramarathan (1998) thì các giá trị dự báo vẫn không thiên lệch và nhất quán. Nó chỉ làm cho giá trị dự báo sẽ không còn hiệu quả do sai số dự báo lớn.

**Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:**

F-statistic	6.990567	Prob. F(2,100)	0.0014
Obs*R-squared	14.71942	Prob. Chi-Square(2)	0.0006

#### ***4.4 Xây dựng mô hình mạng thần kinh nhân tạo.***

Để xây dựng mạng thần kinh nhân tạo ta phải lựa chọn được biến đầu vào nào cần đưa vào mô hình. Ta có thể tham khảo các biến từ mô hình hồi quy tuyến tính. Tuy



nhiên, nếu ta lấy tất cả các biến từ mô hình hồi quy tuyến tính, kết quả dự báo của mô hình ANN không thể nào tốt hơn mô hình hồi quy tuyến tính. Lý do là mô hình ANN thích hợp hơn cho những mối quan hệ phi tuyến, trong khi các biến lấy từ mô hình hồi quy tuyến tính là những biến có quan hệ tuyến tính với biến phụ thuộc. Chính vì vậy tác giả lựa chọn 10 biến sau để đưa vào phân tích dự báo bằng mô hình ANN:

**Month:** Biến này mang giá trị là 12 tháng trong năm, thể hiện yếu tố mùa vụ

**If1:** Biến trễ bậc 1 của lạm phát (trễ 1 tháng)

**If12:** Biến trễ bậc 12 của lạm phát (trễ 12 tháng)

**Oil:** Giá dầu

**Oil1:** Biến trễ bậc 1 của giá dầu

**Oil6:** Biến trễ bậc 6 của giá dầu

**R:** Lãi suất cho vay

**R2:** Biến trễ bậc 2 của lãi suất cho vay

**M21:** Biến trễ bậc 1 của cung tiền

**M23:** Biến trễ bậc 3 của cung tiền

Quá trình xây dựng các lớp ẩn cho mạng ANN là một quá trình thử và sai. Ta sẽ thay đổi số lớp ẩn và số nơron trong mỗi lớp ẩn sau đó thiết lập mô hình. Mô hình được lựa chọn là mô hình cho kết quả dự báo tốt nhất trong các mô hình đã phân tích. Để tìm ra mô hình ANN tốt nhất, tác giả lựa chọn 7 mô hình sau đây để đưa vào phân tích:

**Bảng 5: Ký hiệu các mô hình ANN**

Số biến vào	Số nơron trong lớp ẩn 1	Số nơron trong lớp ẩn 2	Số biến ra	Ký hiệu
10	5		1	ANN-10-5-1
10	4		1	ANN-10-4-1
10	3		1	ANN-10-3-1
10	7	4	1	ANN-10-7-4-1
10	7	3	1	ANN-10-7-3-1
10	5	3	1	ANN-10-5-3-1
10	5	2	1	ANN-10-5-2-1

Hàm kích hoạt được sử dụng trong trường hợp này là hàm Tan-hyperpolic. Dữ liệu được đưa vào huấn luyện mạng bao gồm 132 quan sát (từ tháng 1 năm 2001 đến tháng 12 năm 2011), trong đó 70% được sử dụng cho tập huấn luyện và 30% được sử dụng cho tập xác nhận, quá trình phân chia này được thực hiện một cách ngẫu nhiên. 12 quan sát cuối cùng (từ tháng 1 đến tháng 12 năm 2012) được sử dụng cho việc kiểm định dự báo ngoài mẫu. Ngoài ra, dữ liệu đầu vào và đầu ra sẽ được chuẩn hoá theo phân phối chuẩn (trừ giá trị trung bình và chia cho độ lệch chuẩn). Sau khi quá trình huấn luyện mạng kết thúc, ta sẽ sử dụng các mô hình để đưa ra kết quả dự báo. Kết quả dự báo của các mô hình như sau:

**Bảng 6: Kết quả dự báo của mô hình ANN**

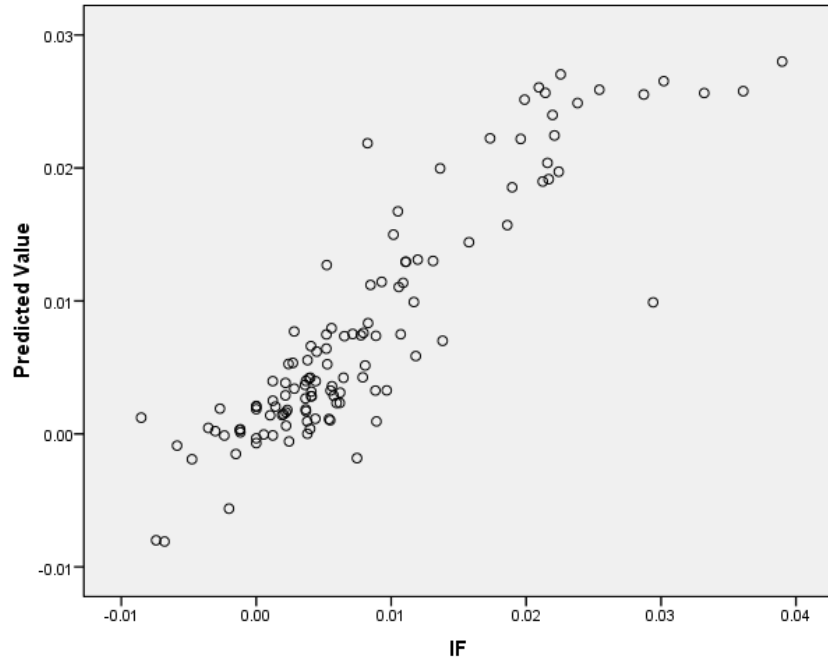
Mô hình	Dự báo trong mẫu			Dự báo ngoài mẫu		
	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE
ANN-10-5-1	70.6%	0.00508	0.00357	45.8%	0.00539	<b>0.00358</b>
ANN-10-4-1	69.8%	0.00509	0.00358	27.4%	0.00670	0.00450
ANN-10-3-1	80.0%	0.00416	0.00320	40.3%	0.00532	0.00408
ANN-10-7-4-1	73.4%	0.00478	0.00353	49.0%	<b>0.00511</b>	0.00390
ANN-10-7-3-1	71.7%	0.00492	0.00358	48.4%	0.00571	0.00466
ANN-10-5-3-1	79.5%	0.00421	0.00308	39.3%	0.00557	0.00410
ANN-10-5-2-1	<b>80.6%</b>	<b>0.00410</b>	<b>0.00287</b>	<b>75.0%</b>	0.00565	0.00414

Kết quả cho thấy, đối với dự báo trong mẫu, mô hình ANN-10-5-2-1 cho kết quả tốt nhất. Trong khi dự báo ngoài mẫu lại có sự phân tán. Mô hình ANN-10-5-2-1 cho kết quả  $R^2$  tốt nhất, mô hình ANN-10-7-4-1 cho kết quả RMSE tốt nhất còn mô hình ANN-10-5-1 cho kết quả MAE tốt nhất. Nhìn chung, mô hình ANN với 2 lớp ẩn cho kết quả dự báo tốt hơn mô hình ANN một lớp ẩn cả trong mẫu lẫn ngoài mẫu.

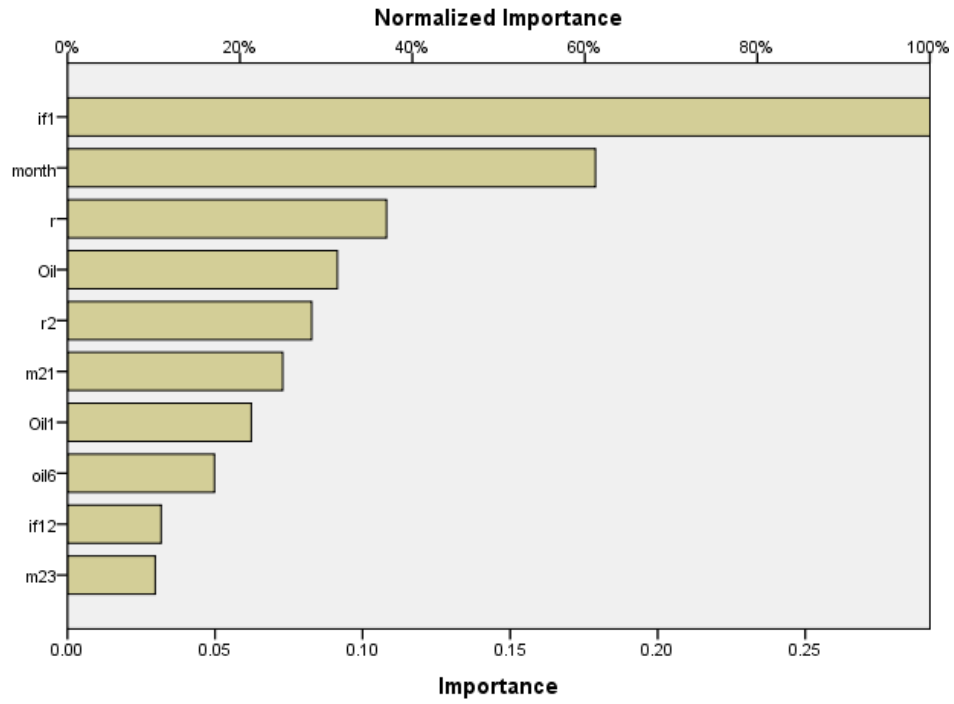
**Bảng 7: Mô hình ANN-10-5-2-1****Parameter Estimates**

Predictor		Predicted							
		Hidden Layer 1					Hidden Layer 2		Output
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	H(1:5)	H(2:1)	H(2:2)	IF
Input Layer	(Bias)	-.018	1.079	.006	.215	.344			
	[month=1.00]	-.087	.636	.237	.121	.566			
	[month=2.00]	-.701	.747	-.750	.673	-.064			
	[month=3.00]	.875	-.875	.159	-.347	-.653			
	[month=4.00]	.082	.237	.058	-.182	-.456			
	[month=5.00]	.260	.825	.345	-.414	.018			
	[month=6.00]	.363	.079	.503	-.201	.252			
	[month=7.00]	.230	-.299	.766	-.397	.057			
	[month=8.00]	-.112	-.583	-.354	-.365	.154			
	[month=9.00]	-.567	.202	.405	-.181	-.116			
	[month=10.00]	-.165	-.012	.343	.580	-.323			
	[month=11.00]	-.578	-.423	.168	-.163	-.250			
	[month=12.00]	-.470	.448	-.508	-.026	-.413			
	if1	-.234	-.552	-.474	.483	.796			
	Oil	.376	.770	-.163	-.276	.496			
	Oil1	-.076	.068	.228	-.417	.577			





*Mức độ quan trọng các biến khi phân tích:*



#### 4.5 So sánh kết quả dự báo của mô hình ANN và hồi quy tuyến tính.

Ta sẽ so sánh hiệu quả dự báo của mô hình ANN và hồi quy tuyến tính dựa vào các tiêu chí RMSE, MAE và  $R^2$  cả trong mẫu lẫn ngoài mẫu. Do ta có tất cả 7 mô hình ANN nên trước tiên ta sẽ so sánh giá trị trung bình của 7 mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính. Kết quả so sánh được cho trong bảng sau:

**Bảng 8: So sánh các thông số dự báo trung bình**

Mô hình	Dự báo trong mẫu			Dự báo ngoài mẫu		
	R2	RMSE	MAE	R2	RMSE	MAE
ANN	75.1%	0.00462	0.00334	46.5%	0.00563	0.00413
HQTT	68.2%	0.00521	0.00355	32.7%	0.00618	0.00377

Kết quả cho thấy, mô hình ANN dự báo vượt trội hơn so với mô hình hồi quy tuyến tính trên tất cả các tiêu chí. Tuy nhiên, kết quả trên chỉ là sự khác biệt của giá trị trung bình, muốn kết luận thuyết phục hơn ta sẽ thực hiện T-test với 7 quan sát của mô hình ANN và một giá trị của mô hình hồi quy tuyến tính. Kết quả kiểm định như sau:

**Bảng 9: Giá trị kiểm định t**

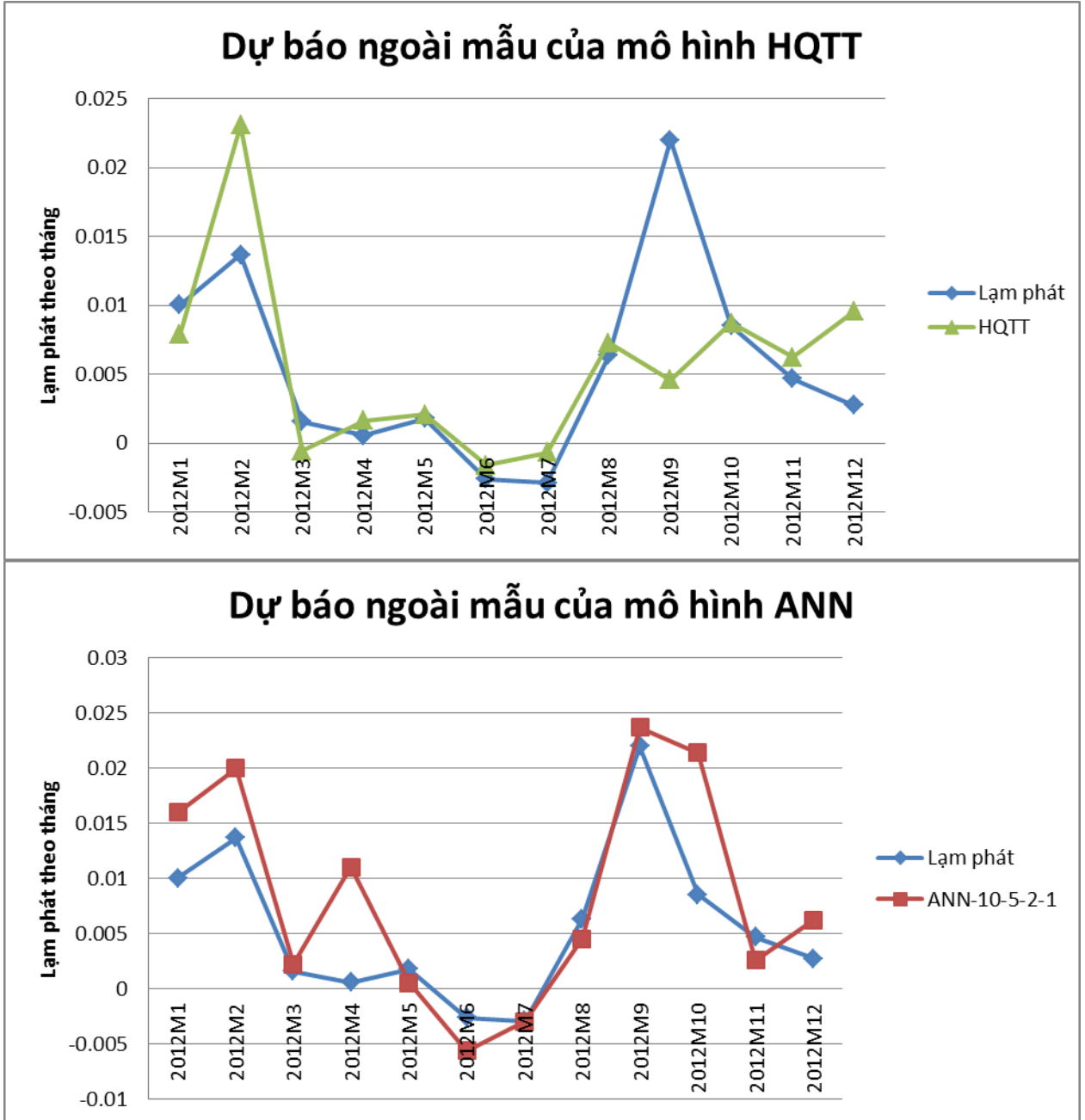
Kiểm định	Giá trị	t-Stat	Sig one-tail
Trong mẫu	R2	3.830	0.0043
	RMSE	-3.539	0.0061

	MAE	-1.887	0.0540
Ngoài mẫu	R2	2.492	0.0235
	RMSE	-2.811	0.0154
	MAE	2.709	0.0176

Dựa vào kết quả trên ta có thể kết luận, mô hình ANN dự báo ngoài mẫu tốt hơn mô hình hồi quy tuyến tính trên tất cả các tiêu chí. Trong khi dự báo trong mẫu, mô hình ANN chỉ tốt hơn mô hình hồi quy tuyến tính trên hai tiêu chí  $R^2$  và RMSE, còn tiêu chí MAE thì không tốt hơn (Sig=0.054).

Đồ thị sau đây sẽ thể hiện rõ hơn hiệu quả dự báo của hai mô hình.





**Hình 7: Kết quả dự báo ngoài mẫu**

## CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Từ những kết quả trên ta thấy mô hình ANN dự báo ngoài mẫu tốt hơn mô hình hồi quy tuyến tính với mức ý nghĩa 5%, trong khi kết quả dự báo trong mẫu thì không tốt hơn trong tất cả các chỉ số. Ta chỉ có thể kết luận tốt hơn cho dự báo ngoài mẫu khi chấp nhận mức ý nghĩa là 10%. Kết quả này sẽ được cải thiện nếu ta thực hiện được nhiều quan sát hơn. Đề tài sẽ là một cách tiếp cận mới cho việc dự báo lạm phát nói riêng và dự báo kinh tế nói riêng. Ngoài kết quả đã đạt được, đề tài cũng còn một số hạn chế sau:

Thứ nhất, các biến đưa vào dự báo trong hai mô hình là không giống nhau. Nên việc so sánh sẽ bị khập khiễng. Vì đối với mô hình hồi quy tuyến tính, khi ta đưa thêm một biến mới vào mô hình thì  $R^2$  sẽ tăng lên, cho dù biến này có ý nghĩa hay không. Nhưng ta cũng không thể thấy toàn bộ các biến đầu vào là giống nhau cho hai mô hình vì nếu ta lấy toàn bộ các biến trong mô hình hồi quy tuyến tính đưa vào mô hình ANN thì sẽ không công bằng cho mô hình ANN vì mô hình ANN có ưu thế dự báo đối với những quan hệ phi tuyến chứ không phải là tuyến tính. Ngược lại, ta cũng không thể lấy toàn bộ các biến của mô hình ANN để đưa vào mô hình hồi quy tuyến tính. Do đó, tác giả đã lựa chọn các biến đầu vào khác nhau cho 2 mô hình, trên tinh thần biến nào giải thích tốt nhất cho dự báo đầu ra sẽ được chọn.

Thứ hai, có những biến có tác động đến lạm phát như GDP, thâm thụt ngân sách. Tuy nhiên, dữ liệu về các biến này chỉ có theo quý hoặc theo năm. Do đó, các biến đầu vào chưa giải thích được toàn bộ các biến đầu ra.

Thứ ba, có những yếu tố tác động đến giá cả như thiên tai, lũ lụt (một vấn đề rất phổ biến tại Việt Nam) nhưng chưa được nghiên cứu và đưa vào mô hình.

Cuối cùng, ta không thể so sánh các giá trị  $R^2$ , RMSE và MAE giữa các mô hình mà không có phương sai của các biến này. Việc ước lượng bằng phương pháp OLS không cho ta biết phương sai của các tiêu chí trên. Kết quả so sánh sẽ được cải thiện nếu ta sử dụng phương pháp phân tích Bootstap đối với các thông số này.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

### Danh mục tài liệu tiếng Việt

Lê Đạt Chí, 2011. *Ứng dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo trong dự báo kinh tế - Trường hợp thị trường chứng khoán Việt Nam*. Luận án tiến sỹ. Đại học kinh tế Thành Phố Hồ Chí Minh

Nguyễn Trọng Hoài và Nguyễn Hoài Bảo, 2010. Khả năng của chính sách tiền tệ trong việc khắc phục lạm phát cao dài hạn: Phân tích dựa trên luật Taylor cho tình huống Việt Nam. *Tạp chí phát triển kinh tế* số 242, tháng 12/2010.

Phạm Thị Thu Trang, 2009. Các yếu tố tác động tới lạm phát tại Việt Nam – Phân tích chuỗi thời gian phi tuyến. *Tạp chí Kinh tế và Dự báo*, số 12 năm 2009.

Sử Đình Thành, 2012. Thâm hụt ngân sách và lạm phát: Minh chứng thực nghiệm ở Việt Nam. *Tạp chí phát triển kinh tế*, số 259, tháng 5/2012.

Vũ Sỹ Cường (2011), *Tác động của chính sách tài khóa và tiền tệ đến lạm phát: Mô hình lý thuyết và thực tiễn ở Việt Nam*, *Tạp chí phát triển kinh tế* số 247, tháng 5/2011.

**Danh mục tài liệu tiếng Anh**

- Emi Nakamura, 2005. Inflation forecasting using a neural network. *Harvart University*.
- Guoqiang Zhang, 1998. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, No.14 pp.35–62.
- Jane M.Binner et al, 2010. Does money matter in inflation forecasting?. *Federal Reserve Bank of St. Louis*, Working Paper 2009-030B.
- Jingtao Yao et al, 1999. Neural Network for technical analysis: A study on KLCI. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, Vol 2, No 2.
- Jon Faust and Jonathan H. Wright, 2012. *Forecasting inflation*. Department of Economics, Johns Hopkins University.
- Keynes, 1936, The General Theory of Employment, Interest and Money, [<http://www.marxists.org/reference/subject/economics/keynes/general-theory/>]
- Luis San Vicente Portes, 2012, Macroeconomic and financial effects of high and volatile oil prices *Journal of Economics and Economic Education Research*, Volume 13, Number 2, 2012
- Michael Dotsey et al, 2011. Do Phillips curves conditionally help to forecast inflation? *Federal Reserve Bank of Philadelphia, working paper no. 11-40*
- Mohsin S. Khan and Abdelhak S. Senhadji, 2001. Threshold Effects in the Relationship Between Inflation and Growth. *IMF Staff paper*, Vol 48
- Paul McNelis and Peter McAdam, 2004. Forecasting inflation with thick model and neural network. *European Central Bank*, Working paper No.352
- Ramarathan, 1998, Nhập môn kinh tế lượng với các ứng dụng, Hà Thi và Thục Đoàn biên dịch, Chương trình giảng dạy kinh tế Fulbright
- Recep Duzgun, 2010. Generalized Regression Neural Networks for Inflation Forecasting. *International Research Journal of Finance and Economics*, ISSN 1450-2887 Issue 51
- Robert R. Trippi and Afrain Turban, 1996. *Neural Network in Finance and Investing*. IRWIN Professional Publishing.

