การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทยโดยศึกษาเปรียบเทียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

นายยืนยง นิลสยาม

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์
คณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2551
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

THE CONTRIBUTION OF EDUCATION TO ECONOMIC GROWTH IN THAILAND: LEAST SQUARE APPROACH AND NEURAL NETWORK APPROACH

Mr. Yuenyong Nilsiam

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Economics Program in Economics

Faculty of Economics

Chulalongkorn University

Academic Year 2008

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทยโดยศึกษาเปรียบเทียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
โดย	นายยืนยง นิลสยาม
สาขาวิชา	เศรษฐศาสตร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ดร.ธนะพงษ์ โพธิปิติ

คณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

…….. คณบดีคณะเศรษฐศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.ตีรณ พงศ์มฆพัฒน์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

…… ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วรเวศม์ สุวรรณระดา)

…….. อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ดร.ธนะพงษ์ โพธิปิติ)

……กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.พงศา พรชัยวิเศษกุล)

……กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ นิตย์สุวัฒน์)

ยืนยง นิลสยาม : การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทยโดยศึกษาเปรียบเทียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. (THE OF EDUCATION TO ECONOMIC GROWTH IN THAILAND: LEAST SQUARE APPROACH AND NEURAL NETWORK APPROACH) อ. ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : ดร.ธนะพงษ์ โพธิปิติ, 51 หน้า.

การวิจัยในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากปัจจัยทางการศึกษาในประเทศไทยระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square) กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจเกิดจากปัจจัยหลายด้าน ปัจจัยที่สำคัญคือ มนุษย์ ผู้ซึ่งเป็นทั้งแรงงานและผู้ประกอบการ อย่างไรก็ดีการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจไม่สามารถถูกอธิบายได้ทั้งหมดด้วยปัจจัยมนุษย์และปัจจัยทุน นักเศรษฐศาสตร์ยอมรับเหมือนกันว่าคุณภาพของมนุษย์หรือทุนมนุษย์เป็นปัจจัยที่สำคัญสำหรับการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ แม้ว่าทุนมนุษย์ประกอบด้วยการศึกษา สุขภาพอนามัย และอื่นๆ แต่นักเศรษฐศาสตร์ให้ความสนใจเป็นพิเศษในการศึกษา ความสัมพันธ์ที่ชัดเจนระหว่างการศึกษาและการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจคือรายได้ที่เพิ่มขึ้นเมื่อแรงงานมีระดับการศึกษาที่สูงขึ้น

การศึกษาครั้งนี้ใช้ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (Gross Domestic Product) ข้อมูลสต็อกทุนมวลรวมของประเทศไทย (Capital Stock of Thailand) และข้อมูลแรงงานผู้มีงานทำแบ่งตามระดับการศึกษา ตั้งแต่ปี 2518-2549 ใช้ข้อมูลดังกล่าวสร้างแบบจำลองด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดที่ใช้ฟังก์ชัน Cobb-Douglas วิธีกำลังสองน้อยที่สุดที่ใช้ฟังก์ชัน CES วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงส้นและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น หลังจากนั้นหาค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจากแต่ละแบบจำลอง

ผลการศึกษาแสดงว่าวิธีกำลังสองน้อยที่สุดที่ใช้ฟังก์ชัน Cobb-Douglas ให้ค่าพยากรณ์เฉลี่ยที่แม่นยำที่สุดสำหรับการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ รองลงมาคือวิธีกำลังสองน้อยที่สุดที่ใช้ฟังก์ชัน CES และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นตามลำดับ อันดับสุดท้ายวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น

สาขาวิชา เศรษฐศาสตร์ ลายมือชื่อนิสิต.....
ปีการศึกษา 2551 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก.....

498 55755 29 : MAJOR ECONOMICS

KEYWORDS: LEAST SQUARE / NEURAL NETWORK / ECONOMIC GROWTH / EDUCATION

YUENYONG NILSIAM : THE CONTRIBUTION OF EDUCATION TO ECONOMIC GROWTH IN THAILAND: LEAST SQUARE APPROACH AND NEURAL NETWORK APPROACH. THESIS ADVISOR : TANAPONG POTIPITI, Ph.D., 51 pp.

The aim of this research is to compare the forecasting accuracy of least square and neural network methods for the contribution of education to economic growth in Thailand. Economic growth arises from many factors. The important factor is human, who is labor and entrepreneur. However, economic growth cannot be explained completely by human and capital. Many economists agree that quality of human or human capital is a significant factor for economic growth. Even though, human capital consists of education, health, and so on, economists have been interested in education. The obvious relationship of education and economic growth is a greater earning of labor with has higher education.

This research use gross domestic product data, capital stock of Thailand data and labor with education level during 2518-2549. These data are used to build the models, least square method using Cobb-Douglas function, least square method using CES function, linear neural network, and nonlinear neural network. For each model, average errors are calculated.

The results of the study show that the least square method using Cobb-Douglas function gives the most accurate average forecasting values for economic growth. Less accurately average forecasting values are given by the least square method using CES function and linear neural network, respectively. Lastly, nonlinear neural network gives the least accurate average forecasting value for economic growth.

Field of Study Economics Student's Signature……...……

Academic Year 2008 Advisor's Signature…….....

กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี เนื่องจากความรู้ที่ได้รับการประสิทธิ์ประสาทจากคณาจารย์คณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย รวมถึงคำแนะนำ การสนับสนุนและกำลังใจจากบุคคลต่างๆ ซึ่งผู้วิจัยจะขอกล่าว ณ ที่นี้ เพื่อเป็นการรำลึกถึงด้วยความขอบคุณ

ขอขอบพระคุณ ดร.ธนะพงษ์ โพธิปิติ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่กรุณาให้คำแนะนำและการดูแลเอาใจใส่ รวมถึงข้อคิดเห็นต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้จนงานชิ้นนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร.วรเวศม์ สุวรรณระดา ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และ รศ.ดร.พงศา พรชัยวิเศษกุล กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาสละเวลาให้คำแนะนำและชี้แนะเพื่อปรับปรุงวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้ดียิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร.สุพจน์ นิตย์สุวัฒน์ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ภายนอกมหาวิทยาลัยที่กรุณาสละเวลาให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ จนงานวิจัยชิ้นนี้สำเร็จได้ด้วยดี

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ประจำคณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่ได้อำนวยความสะดวกและให้คำแนะนำในการทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้

ข้าพเจ้าขอขอบคุณเพื่อนๆและรุ่นพี่หลักสูตรเศรษฐศาสตร์มหาบัณฑิตทุกคนที่มีส่วนช่วยทั้งทางตรงและทางอ้อมให้ข้าพเจ้าทำงานชิ้นนี้ได้สำเร็จลุล่วงและขอบคุณทุกคนสำหรับการติดตามถามไถ่และเป็นกำลังใจที่ดีมาโดยตลอด และขอขอบคุณนางสาวศิพาณี นุชิตประสิทธิ์ชัย ที่คอยให้การสนับสนุนและคอยให้กำลังใจข้าพเจ้าผ่านช่วงเวลาที่ยากลำบากมาได้ด้วยดี

ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณ นายรักษ์ นิลสยาม และนางบุญยิ่ง นิลสยาม บิดาและมารดาของข้าพเจ้าที่ให้การสนับสนุนในการเรียนและคอยให้กำลังใจให้คำปรึกษาในทุกเรื่องอีกทั้งยังช่วยสั่งสอนอบรมข้าพเจ้ามาจนถึงทุกวันนี้

สุดท้ายนี้คุณความดีและประโยชน์อันเกิดจากงานชิ้นนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน หากมีข้อบกพร่องประการใดข้าพเจ้าขอน้อมรับไว้แต่เพียงผู้เดียว

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ..... จ
กิตติกรรมประกาศ..... ฉ
สารบัญ ..... ช
สารบัญตาราง..... ญ
สารบัญภาพ ..... ฎ
บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ที่มาและความสำคัญ..... 1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย..... 4
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ..... 4
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 5
2.1 แนวคิดและทฤษฎีเกี่ยวข้อง..... 5
2.1.1 แนวคิดเกี่ยวกับทุนมนุษย์ (Human Capital)..... 5
2.1.1.1 ทุนมนุษย์ที่เกิดจากการศึกษา 6
2.1.2 แนวคิดเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงทุนมนุษย์ของแรงงาน..... 7
2.1.2.1 การลงทุนด้านการศึกษา..... 7
2.1.2.2 การลงทุนในการฝึกอบรม..... 8
2.1.2.3 สรุปเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงทุนมนุษย์ของแรงงาน 8
2.1.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) 9
2.2 วรรณกรรมปริทัศน์..... 9
บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย..... 16
3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล 17
3.1.1 แหล่งที่มาของข้อมูล..... 17
3.1.1.1 ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ
(Gross Domestic Product) 17

หน้า

3.1.1.2 ข้อมูลสต็อกทุนของประเทศไทย
(Capital Stock of Thailand) 17
3.1.1.3 ข้อมูลผู้มีงานทำแบ่งตามระดับการศึกษา 17
3.1.2 การจัดการกับข้อมูล 17
3.2 วิธีการศึกษา 18
3.2.1 ค่าที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์เปรียบเทียบ 18
3.2.1.1 ค่า RMSE 18
3.2.1.2 ค่า MAE 18
3.2.1.3 ค่า MAPE 19
3.2.2 การวิเคราะห์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square: LS) 19
3.2.2.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา 19
3.2.2.1.1 ฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas 20
3.2.2.1.2 ฟังก์ชันการผลิตแบบ
Constant Elasticity of Substitution (CES) 21
3.2.3 การวิเคราะห์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
(Artificial Neural Network: ANN) 22
3.2.3.1 แบบเชิงเส้น 23
3.2.3.2 แบบไม่เป็นเชิงเส้น 23
3.2.4 การวิเคราะห์เปรียบเทียบความแม่นยำ 24
3.2.5 การทดลองแทนค่าในแบบจำลอง 24
บทที่ 4 ผลการศึกษา 25
4.1 ผลจากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ
Cobb-Douglas 25
4.1.1 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas 25
4.1.1.1 ใช้ข้อมูลร้อยละ 60 ของข้อมูลทั้งหมด 25
4.1.1.2 ใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด 27
4.1.2 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 28
4.2 ผลจากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ
Constant Elasticity of Substitution (CES) 29

หน้า

4.2.1 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ CES 29
4.2.1.1 ใช้ข้อมูลร้อยละ 60 ของข้อมูลทั้งหมด 29
4.2.1.2 ใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด 30
4.2.2 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 31
4.3 ผลจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 32
4.4 การวิเคราะห์ผลการศึกษา 33
4.4.1 ปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ 33
4.4.1.1 ปัจจัยการเรียงลำดับข้อมูล 33
4.4.1.2 ปัจจัยการแบ่งข้อมูล 34
4.4.1.3 ปัจจัยด้านจำนวนข้อมูล 34
4.4.1.4 ปัจจัยรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน (เฉพาะวิธีโครงข่ายประสาทเทียม) 34
4.4.2 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 35
4.5 การทดลองแทนค่าในแบบจำลอง 35
บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ 38
5.1 สรุปการศึกษา 38
5.2 นัยเชิงนโยบาย 39
5.3 ข้อจำกัดของการศึกษา 40
5.4 ข้อเสนอแนะของการศึกษาต่อไป 40
รายการอ้างอิง 42
ภาคผนวก 45
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 51

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

4.1 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 60 25
4.2 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 80 27
4.3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุด
โดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas 28
4.4 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ CES โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 60 29
4.5 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ CES โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 80 30
4.6 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุด
โดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ CES 31
4.7 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้น 32
4.8 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น 33
4.9 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่น้อยที่สุดของแต่ละแบบจำลอง 35

สารบัญภาพ

ภาพที่		หน้า
1.1	แรงงานที่ได้รับการศึกษากับผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ	2
2.1	องค์ประกอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ	10
3.1	ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย	16
4.1	ค่าพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศที่ได้จากการทดลองแทนค่าการเปลี่ยนแปลงของแรงงานในแต่ละแบบจำลองโดยกำหนดให้สต็อกทุนคงที่	36
4.2	ค่าพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศที่ได้จากการทดลองแทนค่าการเปลี่ยนแปลงของสต็อกทุนในแต่ละแบบจำลองโดยกำหนดให้แรงงานคงที่	36

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจนั้นเกิดมาจากปัจจัยหลายอย่างด้วยกัน ไม่ว่าจะเป็นปัจจัยทางด้านทุน ปัจจัยทางด้านที่ดิน ปัจจัยทางด้านแรงงาน ปัจจัยทางด้านผู้ประกอบการ และปัจจัยทางด้านเทคโนโลยี อย่างไรก็ดีปัจจัยทางด้านมนุษย์จะถูกกล่าวถึงมากที่สุด เนื่องจากมนุษย์เป็นทั้งแรงงานและผู้ประกอบการในปัจจัยการผลิตที่ประกอบด้วยที่ดิน แรงงาน ทุน และผู้ประกอบการ ดังนั้นจะเห็นได้ว่ามนุษย์เป็นปัจจัยที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในกระบวนการผลิต

นักเศรษฐศาสตร์ช่วงทศวรรษ 1950 และ 1960 ให้ความสนใจกับการสะสมทุนที่เป็นเครื่องจักรและเครื่องมือ โดยเน้นไปที่ผลตอบแทนที่ลดน้อยถอยลง (Diminishing Return) จากการลงทุน อย่างไรก็ดีนักเศรษฐศาสตร์รุ่นใหม่ได้เปลี่ยนความสนใจมาที่การสะสมทุนมนุษย์และผลตอบแทนที่ได้จากการลงทุนในทุนมนุษย์ซึ่งอาจจะไม่เจอปัญหาผลตอบแทนที่ลดน้อยถอยลงจากการลงทุนเหมือนกับการลงทุนในทุนกายภาพ (Dowrick 2002)

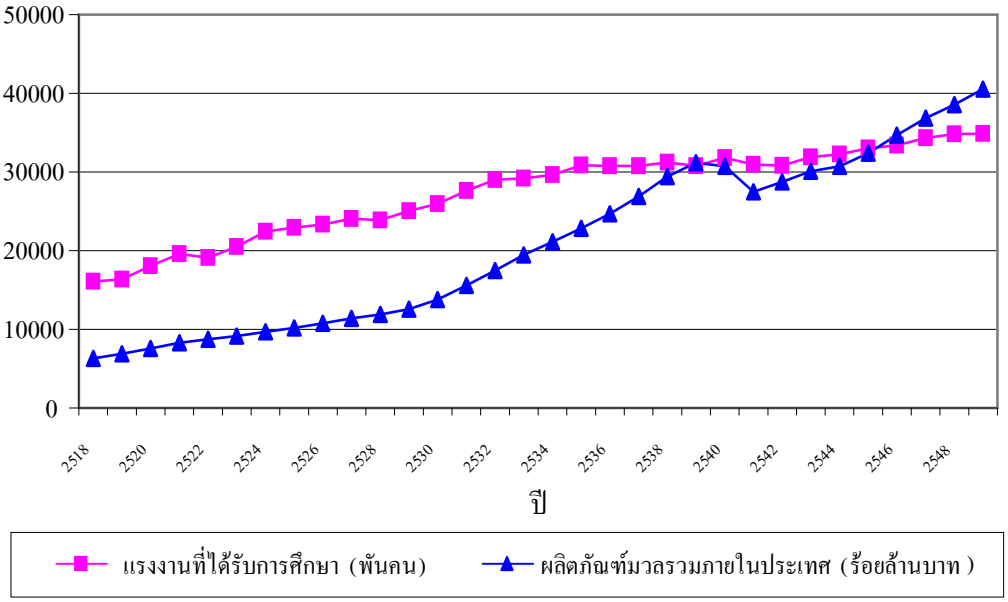
เมื่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจนั้นไม่สามารถถูกอธิบายได้ทั้งหมดโดยปัจจัยทางด้านแรงงานและทุนทางกายภาพ นักเศรษฐศาสตร์หลายท่านได้ชี้ไปในทิศทางเดียวกันว่ามีความเป็นไปได้ว่าองค์ประกอบที่สำคัญที่จะอธิบายการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจนั้นคือการเปลี่ยนแปลงคุณภาพของแรงงาน ซึ่งทำให้การลงทุนในทุนมนุษย์น่าจะเป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้เกิดความแตกต่างในเรื่องค่าจ้างและรายได้ของแรงงาน (Griliches 1997) แม้ว่าทุนมนุษย์นั้นจะประกอบด้วยการศึกษา สุขภาพอนามัยและด้านอื่นๆ ที่เป็นทุนทางสังคมแต่ประเด็นที่นักเศรษฐศาสตร์ให้ความสนใจเป็นพิเศษได้แก่ การศึกษา (Barro 2001)

การศึกษาได้ช่วยเพิ่มพูนวิชาความรู้ต่างๆ ให้กับมนุษย์ อีกทั้งยังช่วยพัฒนาทักษะและเพิ่มพูนประสบการณ์ในด้านต่างๆ อีกด้วย ทำให้มนุษย์มีศักยภาพมากขึ้นในการดำเนินชีวิต เมื่อมนุษย์ได้รับความรู้ ประสบการณ์และทักษะจากการศึกษาทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการดำเนินชีวิตส่วนตัวและการดำเนินชีวิตในสังคม รวมถึงการนำความรู้ที่ได้ไปประกอบอาชีพเพื่อหารายได้เลี้ยงตัวเองและครอบครัว การศึกษานั้นยังช่วยลดปัญหาสังคมอาชญากรรมและสนับสนุนการถ่ายทอดความรู้ไปยังประชากรรุ่นต่อๆ ไปอีกด้วย (กอบศักดิ์ ภูตระกูล, ฐิติมา ชูเชิด และ อัศวิน อาสูยา 2549)

การศึกษามีบทบาทอย่างยิ่งในการเพิ่มพูนทุนมนุษย์ (Judson 1998) ซึ่งส่งผลให้เกิดการพัฒนาคุณภาพของแรงงานในด้านต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ต่อการดำเนินชีวิตไปตลอดชีวิตของบุคคลนั้น (Jorgenson และ Fraumeni 1992) โดยเฉพาะทางด้านเศรษฐกิจ พบว่าผลตอบแทนจากการศึกษาที่เห็นได้อย่างชัดเจนคือรายได้ที่เพิ่มขึ้นเมื่อมนุษย์มีการศึกษาที่สูงขึ้น หรือสามารถกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่ารายได้ที่เพิ่มขึ้นแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างการศึกษาและการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจที่ค่อนข้างชัดเจน (Sianesi และ Reenen 2003) ดังนั้นถ้าประชากรได้รับการศึกษาโดยเฉลี่ยเพิ่มขึ้นก็น่าจะทำให้การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจเพิ่มขึ้นด้วย

สำหรับประเทศไทย เมื่อเราพิจารณาข้อมูลแรงงานที่ได้รับการศึกษาและข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประทศ (GDP) ที่บ่งชี้ถึงการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ เราจะพบว่ามีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกันซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดที่ว่าเมื่อประชากรโดยเฉลี่ยมีระดับการศึกษาที่สูงขึ้นจะส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจให้เพิ่มมากขึ้นด้วย

รูปที่ 1.1 แรงงานที่ได้รับการศึกษากับผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศไทย



ที่มา : ข้อมูลจากสำนักงานสถิติแห่งชาติและสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ

การวิเคราะห์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทยในอดีตที่ผ่านมาผู้วิจัยเลือกใช้ฟังก์ชั่นการผลิตของประเทศเป็นแบบ Cobb-Douglas และใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด

(Ordinary Least Square: OLS) เพื่อทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของสัมประสิทธิ์การถดถอย (สุนิสา ใยเยี่ยม, 2538) ซึ่งเป็นวิธีที่สามารถทำได้ง่ายและเป็นที่นิยม

ฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas นั้นมีรูปแบบที่ไม่เป็นเชิงเส้น แต่วิธีกำลังสองน้อยที่สุดมีรูปแบบเชิงเส้น ดังนั้นก่อนการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด จึงต้องทำการปรับสมการให้อยู่ในรูปแบบเชิงเส้นด้วยการทำ Logarithm ก่อนแล้วจึงจะสามารถทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของสัมประสิทธิ์การถดถอยได้ เมื่อได้ค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองแล้ว เราสามารถทำการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองได้และสามารถนำแบบจำลองไปใช้เพื่อการพยากรณ์สิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ถ้าแบบจำลองที่เราสร้างขึ้นสามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ ย่อมส่งผลให้รู้ว่าจะต้องปรับนโยบายหรืองบประมาณอย่างไรเพื่อให้เกิดผลลัพธ์ตามที่เราต้องการ ดังนั้นวิธีการในการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์จึงเป็นสิ่งที่สำคัญเพื่อให้ได้แบบจำลองที่สามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ

อย่างไรก็ดีในปัจจุบันได้มีการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลต่างๆ อย่างมากมาย อาทิเช่น วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งเป็นวิธีการที่รองรับแบบจำลองทั้งรูปแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น อีกทั้งโครงสร้างของแบบจำลองนั้นมีความยืดหยุ่นสามารถใช้ได้แม้ไม่ทราบรูปแบบของฟังก์ชั่นที่แน่นอน

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำไปใช้เพื่อพยากรณ์ผลตอบแทนจากหุ้นเปรียบเทียบกับวิธีสมการถดถอยเชิงเส้น (Qi, 1999) เนื่องจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมมากกว่าที่จะใช้ศึกษาผลตอบแทนจากหุ้นที่มีความไม่เป็นเชิงเส้น ในการวิจัยได้ทำการเปรียบเทียบวิธีเชิงเส้นกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยเปรียบเทียบทั้งชุดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง (In Sample) และชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Out of Sample) ผลที่ได้คือ ค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงมากกว่าแบบจำลองเชิงเส้นที่ได้จากสมการถดถอยทั้งในชุดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองและชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

ดังนั้นผู้วิจัยจึงเกิดความสนใจที่จะทำการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทย ด้วยค่า Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) และ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) จากชุดข้อมูลทดสอบ หากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้สร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำมากกว่าแบบเดิม การพยากรณ์ก่อนการลงทุนทางการศึกษาก็จะมีความใกล้เคียงหรือตรงกับความเป็นจริงมากขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากปัจจัยทางการศึกษาในประเทศไทยระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

ศึกษาการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากปัจจัยทางการศึกษาในประเทศไทยโดยเปรียบเทียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ตัวแปรทางการศึกษาเพื่อแสดงคุณภาพของแรงงาน โดยอ้อม คือ ใช้ข้อมูลจำนวนแรงงานที่มีงานทำ จากรายงานสำรวจแรงงานทั่วราชอาณาจักรไทยของสำนักงานสถิติแห่งชาติ ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ และ ข้อมูลสต็อกทุนมวลรวม ของสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ โดยช่วงเวลาที่ทำการศึกษาคือ ปี 2518 ถึง 2549

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทำให้ทราบแบบจำลองที่สามารถพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากปัจจัยทางการศึกษาในประเทศไทยได้ดีที่สุด
2. เป็นแนวทางให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องนำแบบจำลองที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ไปใช้ในการพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทย เพื่อช่วยให้เกิดการลงทุนทางการศึกษาของภาครัฐอย่างเหมาะสม

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะได้กล่าวถึงเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ ส่วนที่อธิบายแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง และส่วนของวรรณกรรมปริทัศน์ โดยในส่วนแรกจะอธิบายเกี่ยวกับแนวความคิดเรื่องทุนมนุษย์และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับส่วนที่สองจะเป็นวรรณกรรมปริทัศน์ ซึ่งกล่าวถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เนื้อหามีดังนี้

2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

เนื่องจากในงานวิจัยชิ้นนี้มุ่งเน้นไปที่การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจที่เกิดจากคุณภาพของแรงงาน ซึ่งการศึกษานั้นส่งผลอย่างยิ่งต่อคุณภาพของแรงงานหรือทุนมนุษย์ (Human Capital) ดังนั้นในหัวข้อนี้จึงขอกล่าวถึงแนวคิดเกี่ยวกับทุนมนุษย์

2.1.1 แนวคิดเกี่ยวกับทุนมนุษย์[1]

มนุษย์เป็นปัจจัยหนึ่งในกระบวนการผลิตที่สำคัญมาก คุณภาพของแรงงานที่มนุษย์แต่ละคนมีนั้นอาจจะมีความแตกต่างกันอย่างมาก บางคนแข็งแรง บางคนอ่อนแอ บางคนป่วย บางคนสุขภาพดี บางคนไร้การศึกษา บางคนมีการศึกษา ทั้งนี้เราจะสามารถเห็นได้ว่าบุคคลที่มีคุณภาพมากกว่า ฉลาดกว่าหรือทำงานได้มากกว่าจะสามารถสร้างรายได้ที่มากกว่า

คุณภาพของแรงงานที่เราสนใจสามารถเรียกว่า ทุนมนุษย์ เนื่องจากเป็นทุนที่สำคัญเหมือนกับทุนกายภาพ สิ่งที่ทำให้ทุนมนุษย์เหมือนกับทุนทางกายภาพ ประการแรก เราสนใจคุณภาพของคนที่สามารถสร้างผลผลิตได้ ซึ่งเป็นลักษณะที่ช่วยในการเพิ่มผลิตผลเหมือนทุนกายภาพ ประการที่สอง เราสนใจคุณภาพของสิ่งที่ผลิตได้ เหมือนกับทุนกายภาพ ประการที่สาม ทุนมนุษย์สามารถสร้างรายได้เหมือนทุนกายภาพ แม้ว่าลักษณะการได้มาซึ่งรายได้จะแตกต่างกันก็ตาม ทุนมนุษย์จะสร้างรายได้ให้กับผู้ที่เป็นเจ้าของเมื่อผู้นั้นทำงานเท่านั้น ในขณะที่ทุนกายภาพสามารถสร้างรายได้ในขณะที่เจ้าของไม่ต้องทำงาน เช่น ค่าเช่า ประการสุดท้ายทุนมนุษย์สามารถเสื่อมค่าได้เหมือนทุนกายภาพ

---

[1] อ้างอิงจาก Well(2005)

2.1.1.1 ทุนมนุษย์ที่เกิดจากการศึกษา

ในการทำงานนั้นมนุษย์ต้องใช้แรงงานและความคิดอย่างแน่นอน แต่อย่างไรก็ดีความชาญฉลาดเป็นสิ่งที่สำคัญมากกว่าที่จะกำหนดค่าจ้างของบุคคลนั้นๆ ด้วยเหตุนี้การลงทุนที่ช่วยพัฒนาความชาญฉลาดของบุคคลนั้น ซึ่งก็คือการศึกษานั่นเอง จึงเป็นรูปแบบที่สำคัญที่สุดสำหรับการลงทุนในทุนมนุษย์

การศึกษาเป็นการลงทุนเพื่อสร้างทุนมนุษย์และมีต้นทุนเหมือนกับการลงทุนทางกายภาพ ทุกประเทศทั่วโลกพยายามที่จะเพิ่มระดับการศึกษาให้กับคนในประเทศ มีการลงทุนทางการศึกษาจำนวนมากโดยภาครัฐและเอกชน ทำให้ระดับการศึกษาโดยเฉลี่ยเพิ่มขึ้นอย่างมากจากอดีตสู่ปัจจุบันและยังคงมีการลงทุนอย่างต่อเนื่อง

ทุนมนุษย์ที่เกิดจากการศึกษานั้นเป็นสิ่งที่มีมูลค่าทางเศรษฐกิจ หากเราต้องการหาว่ารายได้จากทุนกายภาพเป็นเท่าใด เราสามารถวัดได้จากค่าเช่าที่ทุนกายภาพนั้นๆ จะได้รับตามราคาตลาด แต่ในกรณีของทุนมนุษย์นั้น รายได้ที่เกิดจากทุนมนุษย์นั้นเป็นสิ่งที่ซับซ้อนกว่า เนื่องจากทุนมนุษย์นั้นผูกติดอยู่กับบุคคลที่เป็นเจ้าของไม่สามารถแยกออกมาเพื่อให้คนอื่นเช่าได้ ทำให้การหาผลตอบแทนจากทุนมนุษย์นั้นยากลำบากกว่าการหาผลตอบแทนของทุนกายภาพ

เพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาการหาผลตอบแทนของทุนมนุษย์ดังที่กล่าวไปแล้วนั้น นักเศรษฐศาสตร์จึงใช้ข้อมูลค่าจ้างเพื่ออ้างอิงถึงผลตอบแทนของทุนมนุษย์ เนื่องจากเป็นที่ประจักษ์ว่าผู้ซึ่งมีระดับการศึกษาที่สูงกว่าจะได้รับค่าจ้างที่มากกว่าซึ่งสะท้อนมูลค่าทางเศรษฐกิจของทุนมนุษย์ในบุคคลนั้นๆ โดยกำหนดว่าผลตอบแทนของการศึกษาคือค่าจ้างที่เพิ่มขึ้นเมื่อแรงงานได้รับการศึกษาเพิ่มขึ้นหนึ่งปี

ตามแนวคิดของทุนมนุษย์นั้นเราสามารถหารายได้ในส่วนที่เกิดจากทุนมนุษย์ที่จ่ายให้กับแรงงานและรายได้ที่จ่ายให้กับแรงงานที่ไม่ได้มาจากทุนมนุษย์ อย่างไรก็ดีในโลกความจริงรายได้ทั้งสองส่วนนี้ไม่ได้ถูกแยกออกจากกัน แต่เราสามารถใช้ความสัมพันธ์ระหว่างการศึกษาและค่าจ้างเพื่อคำนวณค่าจ้างที่เกิดจากทุนมนุษย์ได้ เนื่องจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าจ้างและจำนวนปีการศึกษาเป็นสิ่งที่บอกอัตราส่วนรายได้ที่เพิ่มขึ้นเมื่อแรงงานได้รับการศึกษาเพิ่มขึ้นทุกๆ หนึ่งปี เช่น แรงงานที่ได้รับการศึกษา 6 ปีจะได้รับค่าจ้าง 1.90 เท่าของแรงงานที่ไม่มีการศึกษา ดังนั้นหากแรงงานที่ไม่มีการศึกษาได้รับค่าจ้าง 100 บาท แรงงานแบบเดียวกันที่มีการศึกษา 6 ปีจะได้รับค่าจ้าง 190 บาท เราสามารถคิดได้ว่า 90 บาทเป็นส่วนที่มาจากการศึกษาหรือทุนมนุษย์

2.1.2 แนวคิดเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงทุนมนุษย์ของแรงงาน

ในทางเศรษฐศาสตร์การศึกษาเกี่ยวกับทรัพยากรมนุษย์นั้น จะเป็นการศึกษาเรื่องคุณภาพหรือประสิทธิภาพในการผลิตมากกว่าเรื่องจำนวนประชากร เป็นที่ยอมรับกันว่าไม่ใช่เพียงแค่ปริมาณปัจจัยการผลิตต่างๆ ที่ส่งผลต่อการพัฒนาเศรษฐกิจ คุณภาพของปัจจัยต่างๆ เหล่านั้นก็ส่งผลต่อการพัฒนาเศรษฐกิจด้วยเหมือนกันและมีความสำคัญไม่น้อยไปกว่าด้านปริมาณ เช่น ประเทศที่มีประชากรไม่มากนัก แต่มีแรงงานที่มีคุณภาพสูงสามารถพัฒนาเศรษฐกิจได้มากกว่าประเทศที่มีแรงงานมากแต่เป็นแรงงานด้อยคุณภาพ

คุณภาพของแรงงาน คือประสิทธิภาพในการผลิตของแรงงาน นักเศรษฐศาสตร์หลายท่านที่มองข้ามเรื่องนี้และให้ความสำคัญกับเรื่องทุนกายภาพ ที่ดินและเทคโนโลยีใหม่ๆ เพื่อเพิ่มผลผลิตและประสิทธิภาพในการผลิต แต่มักพบปัญหาว่าปัจจัยเหล่านั้นไม่สามารถเพิ่มการผลิตหรือการผลิตต้องหยุดชะงักเนื่องจากแรงงานขาดความรู้ความสามารถหรือไม่มีคุณภาพพอที่จะใช้เครื่องมือที่ทันสมัยเหล่านั้นหรือใช้อย่างไม่มีประสิทธิภาพและก่อให้เกิดความเสียหายแก่เครื่องมือ ส่งผลให้เกิดต้นทุนที่เพิ่มขึ้นจากการซ่อมบำรุงอีกด้วย

คุณภาพหรือประสิทธิภาพในการผลิตของแรงงาน สามารถวัดได้ในรูปทุนมนุษย์ กล่าวคือ ความรู้ความสามารถ ทักษะ ประสบการณ์ ความชำนาญของแรงงานแต่ละคนนั่นเอง โดยปริมาณการลงทุนในทุนมนุษย์เป็นสิ่งที่นำมาวัดการเพิ่มขึ้นของทุนมนุษย์หรือการเปลี่ยนแปลงในคุณภาพของแรงงาน ซึ่งเป็นการลงทุนในด้านต่างๆ เหล่านี้

2.1.2.1 การลงทุนทางด้านการศึกษา

การศึกษาเป็นการลงทุนในทุนมนุษย์รูปแบบหนึ่ง การศึกษาไม่เพียงแค่เป็นการถ่ายทอดความรู้และทักษะเท่านั้น แต่ยังรวมไปถึงค่านิยม มุมมองความคิดและบุคลิกภาพด้วย เมื่อแรงงานได้รับการศึกษาที่สูงขึ้นจะทำให้มีประสิทธิภาพในการผลิตสูงขึ้น ส่งผลให้ผลผลิตเพิ่มขึ้น เนื่องจากสามารถใช้เครื่องมือเทคโนโลยีสมัยใหม่ได้อย่างดี สามารถเรียนรู้สิ่งต่างๆ ได้รวดเร็วและสามารถแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะแรงงานที่มีการศึกษาสูงและอายุน้อยจะส่งผลต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจอย่างมาก เนื่องจากมีประสิทธิภาพในการผลิตสูงและยังมีช่วงเวลาในการทำงานหรือใช้ทุนมนุษย์ที่มีอยู่อีกยาวนาน

2.1.2.2 การลงทุนในการฝึกอบรม

นอกจากการศึกษาในโรงเรียนแล้ว แรงงานยังสามารถศึกษาค้นคว้าด้วยตัวเองเกี่ยวกับงานที่ตัวเองรับผิดชอบอยู่ด้วย เช่น การเรียนรู้เทคนิค วิธีการ เทคโนโลยีใหม่ๆ ที่ทันสมัย หรืออาจเป็นการเรียนรู้เกี่ยวกับเครื่องมือที่ใช้อยู่เพื่อให้สามารถใช้งานได้ดีขึ้นมีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งการเรียนรู้เหล่านี้จะส่งผลให้แรงงานที่เรียนรู้นั้นมีประสิทธิภาพในการผลิตมากขึ้น

ดังที่กล่าวไปแล้วจะเห็นได้ว่าการเรียนรู้ของแรงงานด้วยตัวเองในระหว่างการทำงานนั้นเป็นสิ่งที่มีประโยชน์และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานให้สูงขึ้น หากหน่วยธุรกิจเห็นความสำคัญตรงนี้และเป็นผู้จัดการอบรมให้กับแรงงานโดยตรง ทั้งก่อนที่จะเริ่มทำงานและในระหว่างการทำงานด้วยแล้ว จะเป็นสิ่งที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิตและผลผลิตของหน่วยธุรกิจเอง แน่นอนว่าการอบรมย่อมต้องมีค่าใช้จ่ายแต่สิ่งที่ธุรกิจจะได้รับคือแรงงานที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้นและผลิตผลที่เพิ่มขึ้น ดังนั้นการฝึกอบรมจึงเป็นปัจจัยที่สำคัญอย่างยิ่งในการเพิ่มคุณภาพของแรงงานหรือทุนมนุษย์

2.1.2.3 สรุปเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงทุนมนุษย์ของแรงงาน

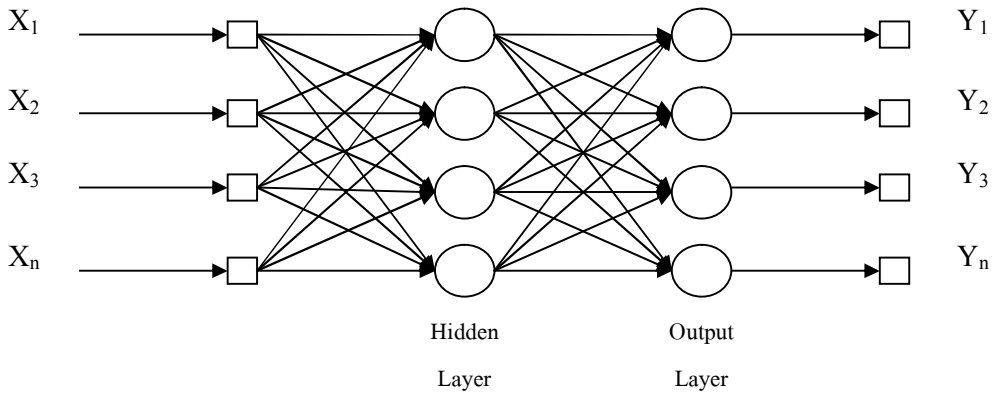
การพัฒนาทางเศรษฐกิจนั้นต้องมีการพัฒนาคุณภาพแรงงานควบคู่ไปด้วย กล่าวคือ ต้องมีการลงทุนทั้งในด้านการศึกษา ให้ประชาชนมีการศึกษา มีความรู้ มีทักษะที่มากขึ้น ในด้านการฝึกอบรมเพื่อเพิ่มความชำนาญในงานที่ทำ ในด้านสุขภาพอนามัยเพื่อให้แรงงานมีสุขภาพพลานามัยที่แข็งแรง รวมทั้งการจัดสรรทรัพยากรมนุษย์หรือแรงงานให้เหมาะสมในแต่ละท้องถิ่น หากไม่เหมาะสมต้องมีการโยกย้ายให้เหมาะสมด้วย

ปัจจัยที่ส่งผลต่อการสะสมทุนมนุษย์ที่สำคัญที่สุดได้แก่ การศึกษา เนื่องจากการศึกษาทำให้แรงงานมีความรู้และทักษะเพิ่มขึ้นหรือมีคุณภาพเพิ่มสูงขึ้นนั่นเอง ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างมากต่อการพัฒนาทางเศรษฐกิจ อาจกล่าวได้ว่าการศึกษาที่ช่วยเพิ่มการสะสมทุนมนุษย์ของแรงงานเป็นปัจจัยที่สำคัญอย่างยิ่งต่อการพัฒนาทางเศรษฐกิจ

2.1.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)[2]

โครงข่ายประสาทเทียมที่เลือกใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งอยู่ในกลุ่มของ Multilayer Feed Forward Neural Networks (MLFF) ซึ่งจะรับข้อมูลเข้า (Input) และทำการประมวลผลโดยนิวรอลในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) และชั้น Output แล้วส่งค่าที่ได้ออกมาเป็นคำตอบ การที่ข้อมูลไหลไปข้างหน้าเรื่อยๆ จึงเรียกว่า Feed Forward แต่ในส่วนของการสอนโครงข่ายประสาทเทียมหรือการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) จะเป็นการทำย้อนกลับจากด้าน Output กลับไปทาง Input จึงเรียกว่าเป็นแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับสามารถอธิบายได้ดังรูป (ดูรายละเอียดเพิ่มเติมในภาคผนวก)

รูปที่ 2.1 องค์ประกอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ



2.2 วรรณกรรมปริทัศน์

ในอดีตที่ผ่านมามีนักเศรษฐศาสตร์หลายท่านที่ได้ทำการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับความสัมพันธ์ระหว่างการศึกษาและความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ โดยการศึกษาถือได้ว่าเป็นการลงทุนในทุนมนุษย์ เนื่องจากผลประโยชน์จะเพิ่มพูนขึ้นตามการศึกษาที่แต่ละคนได้รับตลอดระยะเวลาที่มีชีวิตอยู่ Jorgenson และ Fraumeni (1992) ได้ทำการศึกษาวิจัยเพื่อวัดผลของการลงทุนทางการศึกษาต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศสหรัฐอเมริกา และได้ชี้ให้เห็นประโยชน์ที่สำคัญมากที่สุดอย่างหนึ่งของการศึกษา นั่นคือรายได้ที่เพิ่มมากขึ้นจากการเข้าสู่ตลาดแรงงานเมื่อได้รับ

---

[2] อ้างอิงจากเอกสารประกอบการสอนวิชาระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม ดร.พยุง มีสัจ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

การศึกษา ซึ่งถือได้ว่าสิ่งนี้เป็นกุญแจสำคัญที่ทำให้เราเข้าใจความสัมพันธ์ระหว่างการลงทุนทางการศึกษาและความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ การค้นพบที่สำคัญของ Jorgenson และ Fraumeni คือ การลงทุนในทุนมนุษย์และทุนที่ไม่ใช่มนุษย์มีสัดส่วนที่สูงมากต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศสหรัฐอเมริกาในช่วงหลังสงครามและการลงทุนทางการศึกษาที่จำเป็นจะยังคงมีมากต่อไปเพื่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจที่รวดเร็วมากขึ้น

นโยบายของรัฐบาลส่งผลอย่างมากต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจในระยะยาว ความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจที่รวดเร็วส่งผลให้ประเทศมีความมั่งคั่ง (Barro, 2000) โดยทั่วไปแล้วนโยบายเศรษฐศาสตร์มหภาคมีความสำคัญต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ แต่นโยบายอื่นๆก็มีความสำคัญและอาจมีความสำคัญมากกว่านโยบายเศรษฐศาสตร์มหภาค เช่น นโยบายที่เกี่ยวข้องกับการสร้างทุนมนุษย์ซึ่งเป็นส่วนสำคัญของการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ ทุนมนุษย์ประกอบด้วยการศึกษา สุขภาพและสิ่งที่อยู่ในรูปทุนสังคม แต่ Barro ให้ความสำคัญกับการศึกษามากที่สุด โดยการวิเคราะห์จะเน้นไปที่ปริมาณการศึกษาและคุณภาพการศึกษา โดยปริมาณการศึกษาจะทำการวัดจากจำนวนปีที่ได้รับการศึกษา ณ ระดับที่แตกต่างกัน ส่วนคุณภาพการศึกษานั้นวัดจากคะแนนการสอบเปรียบเทียบนานาชาติในวิชา วิทยาศาสตร์ คณิตศาสตร์และการอ่าน โดยการวิเคราะห์นั้นใช้ข้อมูลของ 100 ประเทศในช่วงปี 1960 ถึง 1995 ผลลัพธ์ที่ได้คือความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจมีความสัมพันธ์กับระดับของจำนวนปีโดยเฉลี่ยที่ได้รับการศึกษาของผู้ใหญ่เพศชาย ณ ระดับมัธยมศึกษาและระดับที่สูงกว่า เพราะแรงงานที่มีการศึกษาในระดับนี้จะสามารถทำงานกับเทคโนโลยีใหม่ๆ ได้ ทำให้เห็นบทบาทที่สำคัญของเทคโนโลยีต่อกระบวนการพัฒนา แต่สำหรับผู้หญิงนั้นจำนวนปีที่ได้รับการศึกษาในระดับมัธยมศึกษาและระดับที่สูงกว่าไม่มีความสัมพันธ์กับความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ สำหรับระดับประถมศึกษาจำนวนปีการศึกษาที่ได้รับของทั้งผู้ชายและผู้หญิงไม่มีความสัมพันธ์กับความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ โดยวิชาที่ส่งผลดีต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจอย่างมากได้แก่ วิชาวิทยาศาสตร์

Dowrick (2002) ได้ผลจากการวิจัยเรื่องผลของนวัตกรรมและการศึกษาต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจในทำนองเดียวกับ Barro (2000) ว่าแรงงานที่ได้รับการศึกษามากกว่าจะสามารถประยุกต์ใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัยได้มากกว่าและผลที่เกิดขึ้นจะแตกต่างกันตามเพศและระดับการศึกษา ทำให้สรุปได้ว่าการศึกษามีส่วนสำคัญอย่างมากต่อความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจที่ยั่งยืน

วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square) ได้ถูกใช้เพื่อทำการวิเคราะห์บทบาทการศึกษาต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจในประเทศไทย โดยใช้ฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas (สุนิสา ใยเยี่ยม, 2538) ใช้ตัวแปรในการแบ่งแรงงานออกเป็น 4 ประเภทตามระดับการศึกษาที่สำเร็จ ผลที่ได้คือ แรงงานส่วนที่มีการลงทุนทางการศึกษาทั้งหมด ส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจร้อยละ 39.86 โดยแรงงานที่สำเร็จการศึกษาระดับอุดมศึกษามีบทบาทต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจสูงที่สุดคือ ร้อยละ 17.38 รองลงมาคือแรงงานที่สำเร็จการศึกษาระดับอนุบาล ประถมศึกษาต้นและประถมศึกษาปลายซึ่งส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจร้อยละ 14.32 ส่วนแรงงานระดับมัธยมศึกษาส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจร้อยละ 8.16 ในขณะที่แรงงานที่ไม่มีการศึกษาส่งผลในทางลบ โดยส่งผลให้การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจลดลงร้อยละ 13.58

ในปัจจุบันที่มีความเจริญก้าวหน้าทั้งด้านเทคโนโลยีและเศรษฐกิจ ตัวแปรที่ส่งผลต่อระบบเศรษฐกิจและสังคมที่ซับซ้อนมีมากขึ้นเรื่อยๆ ทำให้มีการนำเทคนิคใหม่ๆ มาใช้ในการศึกษา เช่น วิธีโครงข่ายประสาทเทียม เป็นต้น ซึ่งได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้และเปรียบเทียบผลที่ได้กับแบบจำลองดั้งเดิมที่นิยมใช้กันอยู่ก่อนหน้านั้น

Greg (2001) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศแคนาดาระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองอนุกรมเวลาและแบบจำลองเชิงเส้น โดยใช้ข้อมูลอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศแคนาดาเป็นตัวแปรตาม ข้อมูลส่วนต่างของอัตราตอบแทนดอกเบี้ยของประเทศสหรัฐอเมริกาและแคนาดา อัตราตอบแทนพันธบัตรองค์กรระยะเวลา 90 วัน อัตราการเติบโตของปริมาณเงินรวมทั้งระบบและข้อมูลดัชนีหลักทรัพย์ของประเทศแคนาดา (Toronto Stock Exchange 300 index) ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำกว่าแบบจำลองอนุกรมเวลาและแบบจำลองเชิงเส้นสำหรับระยะเวลาสี่ไตรมาส แต่สำหรับระยะเวลาไตรมาสเดียวนั้น ทุกแบบจำลองให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมไม่ใช่แบบจำลองที่ดีที่สุดในทุกสถานการณ์ จากการวิจัยนี้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำดีกว่าในระยะเวลาที่ยาวกว่า (Longer-run)

นอกจากนั้นยังมีการนำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซีเข้ามาช่วยในการคำนวณหาอัตราสนับสนุนเศรษฐกิจของการศึกษาในประเทศสาธารณรัฐประชาชนจีน (Zhu, Guo, Diao, และ Xu, 2008) ซึ่งข้อดีของการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซีตามที่ผู้วิจัยได้นำเสนอ ได้แก่

ความสามารถสูงในการรองรับความไม่เป็นเชิงเส้น (High capabilities of nonlinear mapping) และสามารถทำงานแบบขนาน ในขณะเดียวกันก็มีความสามารถที่จะเรียนรู้และทำการปรับตัวด้วยตัวเองเพื่อรองรับระบบเศรษฐกิจและสังคมที่มีความไม่เป็นเชิงเส้นและความซับซ้อนสูง สามารถรองรับระบบเศรษฐกิจและสังคมที่ไม่แน่นอนและคลุมเครือได้และสามารถวิเคราะห์ได้อย่างมีประสิทธิภาพและเที่ยงตรง อย่างไรก็ดีผู้วิจัยไม่ได้แสดงการเปรียบเทียบให้เห็นอย่างชัดเจนว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซีมีความแม่นยำกว่าวิธีการเดิมที่ได้ใช้กันมา

ในทางเศรษฐศาสตร์นั้น วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มเป็นที่นิยมอย่างมากโดยเฉพาะทางด้านการเงิน ทั้งนี้จะเห็นได้จากงานวิจัยทางด้านการเงินที่นำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ Fadlalla และ Lin (2001) ได้ทำการวิเคราะห์เกี่ยวกับการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในทางการเงิน ซึ่งได้ทำการศึกษาจากงานวิจัยในอดีตที่ผ่านมาตั้งแต่ปี 1986 ถึง 1997 จากการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมถูกประยุกต์ใช้เพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ ในด้านการเงิน ซึ่งมีลักษณะสำคัญคือ มีข้อมูลจำนวนมาก ไม่มีโครงสร้างที่แน่นอน มีความไม่แน่นอนสูง และมีความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ โดยส่วนใหญ่แล้วแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าแบบจำลองทางสถิติแบบดั้งเดิม เช่น การวิเคราะห์แบบจำแนกกลุ่มและสมการถดถอย ทำให้เห็นได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมประสบความสำเร็จเป็นอย่างดีในการประยุกต์ใช้ทางด้านการเงิน

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมถูกนำไปใช้เพื่อพยากรณ์ผลตอบแทนจากหุ้นเปรียบเทียบกับวิธีสมการถดถอยเชิงเส้น (Qi, 1999) เนื่องจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความเหมาะสมมากกว่าที่จะใช้ศึกษาผลตอบแทนจากหุ้นที่มีความไม่เป็นเชิงเส้น ในการวิจัยได้ทำการเปรียบเทียบวิธีเชิงเส้นกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยเปรียบเทียบทั้งชุดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง (In Sample) และชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Out of Sample) ผลที่ได้คือค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่แท้จริงมากกว่าแบบจำลองเชิงเส้นที่ได้จากสมการถดถอยทั้งในชุดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองและชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ โดยการเปรียบเทียบใช้ Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Pearson Correlation Coefficient (CORR) และ จำนวนเครื่องหมายที่ถูกต้องจากการพยากรณ์ (Sign)

Olson และ Mossman (2003) ได้ศึกษาเปรียบเทียบการพยากรณ์ผลตอบแทนจากหุ้นของตลาดหลักทรัพย์ประเทศแคนาดาระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองกำลังสองน้อยที่สุดและแบบจำลองถดถอยโลจิสติก (Logistic regression) ข้อมูลที่ใช้คือข้อมูลสถานะ

ทางการเงินจากรายงานประจำปีของ Canadian Compustat เช่น อัตราส่วนเงินทุนหมุนเวียน (Current ratio) อัตราการเปลี่ยนแปลงเงินทุนหมุนเวียน อัตราส่วนทุนหมุนเวียนเร็ว (Quick ratio) เป็นต้น ซึ่งมีตัวแปรทั้งหมด 61 ตัว ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งสามารถสะท้อนความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นของตัวแปรต้นและตัวแปรตามได้ สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าแบบจำลองกำลังสองน้อยที่สุดและแบบจำลองโลจิสติก

Amilon (2003) ได้ศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลอง Black-Scholes ในการพยากรณ์ราคาและการเก็งกำไรตราสารอนุพันธ์ (Options) ของตลาดหลักทรัพย์ประเทศสวีเดน ข้อมูลที่ใช้คือราคาเสนอซื้อ ณ ปิดตลาดรายวันของ Swedish OMX index และราคาเสนอซื้อและเสนอขาย ณ ปิดตลาดรายวันของ European OMX index แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้เป็นแบบไม่เป็นเชิงเส้น ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง Black-Scholes อย่างไรก็ดีในบางครั้งผลที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมก็ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Insignificant)

Hamid และ Iqbal (2004) ได้ศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการการพยากรณ์ความผันผวนของราคาสัญญาล่วงหน้า S&P 500 Index ระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลอง the Barone-Adesi and Whaley (BAW) ข้อมูลที่ใช้คือข้อมูลสัญญาล่วงหน้าสินค้า (Commodity) อันประกอบด้วย เงิน ทองคำขาว palladium น้ำมัน ทองแดง ทอง น้ำมันดิบ ข้อมูลสัญญาล่วงหน้าพันธบัตร (Treasury notes, bonds, และ bills) ข้อมูลสัญญาล่วงหน้าเงินตราต่างประเทศ 6 สกุล อันได้แก่ Swiss frank, yen, mark, Canadian dollar, British pound และ Euro dollar และข้อมูลดัชนีDJIA ดัชนี NYSE ดัชนี S&P 500 และดัชนี S&P 500 ย้อนหลัง 1 วัน ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง BAW ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประยุกต์ใช้ได้เป็นอย่างดีในด้านการเงินซึ่งมีข้อมูลจำนวนมากและยังสามารถสะท้อนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรจำนวนมากได้เป็นอย่างดี

Cao, Leggio และ Schniederjans (2005) ได้ศึกษาเปรียบเทียบการพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงราคาหลักทรัพย์ของบริษัทในตลาดหลักทรัพย์ที่เซี่ยงไฮ้ ประเทศสาธารณรัฐประชาชนจีนระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองเชิงเส้นที่ใช้ในทางการเงิน โดยคณะวิจัยพบว่าปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อผลตอบแทนในตลาดหลักทรัพย์เกิดใหม่มีความแตกต่างจากตลาดหลักทรัพย์ในประเทศที่พัฒนาแล้ว ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยคือ ข้อมูลราคาปิดรายวัน ราคาทางบัญชีรายไตรมาส และจำนวนหุ้นสามัญ ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำมากกว่า

แบบจำลองเชิงเส้น และชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ในตลาดเกิดใหม่ เช่นกรณีประเทศสาธารณรัฐประชาชนจีน

อัตราแลกเปลี่ยนได้ถูกพยากรณ์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Kuan และ Liu 1995) เนื่องจากอัตราแลกเปลี่ยนมีการเปลี่ยนแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น การใช้วิธีเชิงเส้นจึงทำให้ผลที่ได้ไม่แม่นยำในการพยากรณ์ ทั้งนี้เนื่องมาจากความจำกัดของแบบจำลองแบบเชิงเส้นที่ไม่สามารถรองรับความไม่เป็นเชิงเส้นของอัตราแลกเปลี่ยนได้ จึงได้มีการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างแบบจำลองและนำมาทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบ ผลที่ได้คือวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนที่ดี

Nakamura (2005) ได้ทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง univariate autoregressive กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์เงินเฟ้อของประเทศสหรัฐอเมริกา ข้อมูลที่ใช้คือดัชนีราคาผลิตภัณฑ์มวลรวม (GDP deflator) ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์การเกิดเงินเฟ้อได้แม่นยำกว่า ซึ่งสะท้อนให้เห็นความสำเร็จของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการประยุกต์ใช้ทางด้านการเงิน

การพยากรณ์การล้มละลายของผู้ทำประกันด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Brockett, Cooper, Golden และ Pitaktong, 1994) มีความแม่นยำมากกว่าวิธีการวิเคราะห์อื่นๆ (A.M. Best Ratings และ The National Association of Insurance Commissioners' Insurance Regulatory Information System Ratings)

St. John, Balakrishnan และ Fiet (2000) ได้ศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการจัดกลุ่มบริษัทตามความมั่งคั่งระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับการวิเคราะห์แบบจำแนกกลุ่ม โดยหาความสัมพันธ์ระหว่างความมั่งคั่งของบริษัทกับกลยุทธ์ที่บริษัทใช้ ข้อมูลที่ใช้คือความหลากหลายของบริษัท (Diversification) การลงทุนของบริษัท สถานะทางการเงิน และข้อมูลความมั่งคั่งของบริษัท โดยใช้ข้อมูลบริษัทในประเทศสหรัฐอเมริกา ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจัดกลุ่มบริษัทตามความมั่งคั่งได้แม่นยำกว่าการวิเคราะห์แบบจำแนกกลุ่ม

Malhotra, R. และ Malhotra D.K. (2003) ได้ศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์สินเชื่อที่จะมีปัญหาระหว่างแบบจำลอง Multiple Discriminant Anlysis (MDA) กับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่ใช้คือความเป็นเจ้าของบ้าน ระยะเวลาที่อยู่อาศัย ณ ที่พักปัจจุบัน การมีบัตรเครดิต สัดส่วนของรายจ่ายทั้งหมดต่อรายได้ทั้งหมด สัดส่วนของหนี้สินทั้งหมดต่อ

รายได้ทั้งหมด และข้อมูลการประเมินเครดิตของผู้ขอสินเชื่อ โดยแบ่งเครดิตของผู้ขอสินเชื่อออกเป็น 4 ระดับ คือ ดีมาก ดี พอใช้ และแย่ ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์สินเชื่อที่จะมีปัญหาได้แม่นยำกว่าแบบจำลอง MDA

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมยังถูกประยุกต์ใช้ในทางธุรกิจอีกด้วย Law (2000) ได้ศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับกับแบบจำลองถดถอยพหุนามและแบบจำลองอนุกรมเวลาในการพยากรณ์จำนวนชาวไต้หวันที่ต้องการไปท่องเที่ยวฮ่องกง ข้อมูลที่ใช้คือราคาบริการในฮ่องกงเปรียบเทียบกับไต้หวัน อัตราแลกเปลี่ยน จำนวนประชากรในไต้หวัน ค่าใช้จ่ายการตลาดอุตสาหกรรมการท่องเที่ยวของฮ่องกง ค่าใช้จ่ายมวลรวมภายในประเทศไต้หวันต่อบุคคล และอัตราค่าโรงแรมโดยเฉลี่ยในฮ่องกง โดยหน่วยเงินที่ใช้ทั้งหมดปรับเป็นดอลลาร์สหรัฐ ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์จำนวนชาวไต้หวันที่ต้องการไปท่องเที่ยวฮ่องกงได้แม่นยำกว่าแบบจำลองถดถอยพหุนามและแบบจำลองอนุกรมเวลา

Thieme, Song และ Calantone (2000) ได้ศึกษาเปรียบเทียบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองดั้งเดิมที่นิยมใช้ ได้แก่ แบบจำลอง k-nearest neighbor แบบจำลอง multinomial logit แบบจำลองกำลังสองน้อยที่สุด และการวิเคราะห์แบบจำแนกกลุ่ม (Discriminant analysis) เพื่อพยากรณ์ผลสำเร็จของโครงการพัฒนาผลิตภัณฑ์ใหม่ ข้อมูลเกี่ยวกับโครงการพัฒนาผลิตภัณฑ์ใหม่ได้มาจากบริษัทในประเทศสหรัฐอเมริกาและผลสำเร็จของโครงการได้มาจากการประเมินของผู้บริหารบริษัทอื่นๆ ที่ไม่ได้เป็นเจ้าของโครงการเพื่อป้องกันอคติหรือความลำเอียง ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ผลสำเร็จของโครงการได้แม่นยำกว่าแบบจำลองดั้งเดิมทั้งหมด

Ilan, Min และ Sadowaski (2001) ได้ทำการวิจัยเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณการขายปลีกของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีดั้งเดิม อันได้แก่ Winters exponential smoothing, Box-Jenkins ARIMA และ สมการถดถอยพหุนาม (Multivariate regression) ผลที่ได้คือจากค่าเฉลี่ยความผิดพลาดวิธีที่แม่นยำมากที่สุดคือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม รองลงมาคือวิธี Box-Jenkins ARIMA และ Winters exponential smoothing ส่วนวิธีที่แม่นยำน้อยที่สุดคือสมการถดถอยพหุนาม นอกจากนั้นการพล็อตกราฟอนุพันธ์ (Derivative plots) แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถสะท้อนแนวโน้มความไม่เป็นเชิงเส้นและรูปแบบตามฤดูกาล

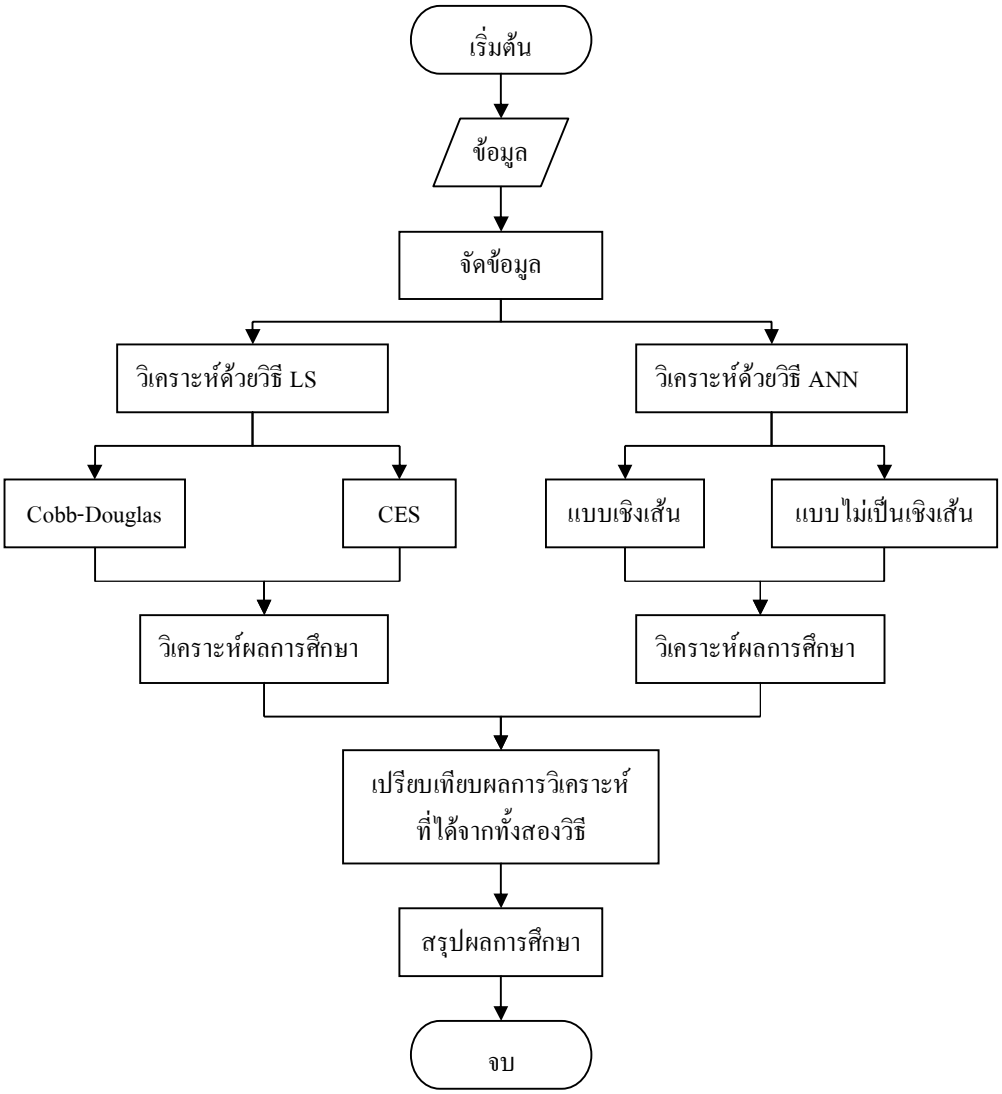
จากการศึกษาวรรณกรรมปริทัศน์ที่กล่าวมาข้างต้น ผู้วิจัย จึงเกิดความสนใจที่จะทำการเปรียบเทียบระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อศึกษาการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทย ที่มีความสัมพันธ์ในฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas ที่ไม่เป็นเชิงเส้น

บทที่ 3

ระเบียบวิธีวิจัย

งานวิจัยชิ้นนี้ต้องการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทยของวิธีกำลังสองน้อยที่สุดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย ดังรูป

รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย



3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

การเก็บรวบรวมข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกอธิบายถึงแหล่งที่มาของข้อมูลแต่ละค่าที่ถูกใช้ในการวิจัยครั้งนี้ ส่วนที่สองอธิบายเกียวกับการจัดการข้อมูลในเรื่องหน่วยของข้อมูลและการจัดเรียงข้อมูล ดังนี้

3.1.1 แหล่งที่มาของข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้เป็นข้อมูลรายปี ตั้งแต่ พ.ศ. 2518-2549 รวมทั้งสิ้น 32 ปี โดยมีข้อมูล ดังนี้

3.1.1.1 ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (Gross Domestic Product)

ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ ณ ราคาปีฐาน พ.ศ.2531 นำมาจากเว็บไซต์สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ

3.1.1.2 ข้อมูลสต็อกทุนของประเทศไทย (Capital Stock of Thailand)

ข้อมูลสต็อกทุนของประเทศไทย ณ ราคาปีฐาน พ.ศ.2531 นำมาจากเว็บไซต์สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ

3.1.1.3 ข้อมูลแรงงานผู้มีงานทำแบ่งตามระดับการศึกษา

ข้อมูลแรงงานผู้มีงานทำแบ่งตามระดับการศึกษา นำมาจากสมุดสถิติรายปีประเทศไทย สำนักงานสถิติแห่งชาติ พ.ศ.2518-2549

3.1.2 การจัดการกับข้อมูล

ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศและข้อมูลสต็อกทุนของประเทศไทยถูกจัดให้อยู่ในหน่วยล้านบาท ส่วนข้อมูลจำนวนแรงงานผู้มีงานทำแบ่งตามระดับการศึกษาถูกจัดให้อยู่ในหน่วยพันคนและถ่วงน้ำหนักด้วยจำนวนปีการศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้จะถูกจัดเรียงเป็น 50 แบบ โดยแบบที่ 1 จะจัดเรียงตามลำดับเวลาหรือเรียงตามปี พ.ศ. นั่นเอง ส่วนอีก 49 แบบที่เหลือจะใช้การสุ่มเพื่อจัดเรียงข้อมูลใหม่ ดังนั้น

เราจะได้ข้อมูล 50 ชุดข้อมูล การจัดเรียงข้อมูลเป็นหลายๆ แบบนั้นเพื่อจำลองลักษณะรูปแบบของข้อมูลที่เป็นไปได้และเพื่อดูว่ารูปแบบของข้อมูลนั้นส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองแต่ละแบบอย่างไร

3.2 วิธีการศึกษา

ในส่วนนี้จะเป็นการนำเสนอวิธีการศึกษา ค่าที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์เปรียบเทียบ การวิเคราะห์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและการวิเคราะห์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ตามลำดับ

3.2.1 ค่าที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์เปรียบเทียบ

ในการวิเคราะห์เปรียบเทียบวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จะใช้ค่า Root Mean Square Error (RMSE) ค่า Mean Absolute Error (MAE) และค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) โดยมีเนื้อหาดังนี้

3.2.1.1 ค่า RMSE

ค่า RMSE คือค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดระหว่างค่าที่ได้จากแบบจำลองกับค่าที่ได้จากการการเก็บข้อมูล ค่า RMSE สามารถคำนวณได้ ดังนี้

$$RSME = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(\hat{Y}_i - Y_i)^2}{N}} \tag{3.1}$$

โดยที่กำหนดให้

Y_i = ค่าที่แท้จริง (Actual Value) ตัวที่ i

$\hat{Y}_i$ = ค่าพยากรณ์ (Forecast value) ตัวที่ i

N = จำนวนตัวอย่างหรือข้อมูล (Sample Size)

3.2.1.2 ค่า MAE

ค่า MAE คือค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาด สามารถคำนวณได้ ดังนี้

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|Y_i - \hat{Y}_i\right| \tag{3.2}$$

โดยที่กำหนดให้

Y_i = ค่าที่แท้จริง (Actual Value) ตัวที่ i

$\hat{Y}_i$ = ค่าพยากรณ์ (Forecast value) ตัวที่ i

N = จำนวนตัวอย่างหรือข้อมูล (Sample Size)

3.2.1.3 ค่า MAPE

ค่า MAPE คือร้อยละของค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาด สามารถคำนวณได้ ดังนี้

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i}\right| \tag{3.3}$$

โดยที่กำหนดให้

Y_i = ค่าที่แท้จริง (Actual Value) ตัวที่ i

$\hat{Y}_i$ = ค่าพยากรณ์ (Forecast value) ตัวที่ i

N = จำนวนตัวอย่างหรือข้อมูล (Sample Size)

3.2.2 การวิเคราะห์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square: LS)

ในส่วนนี้จะอธิบายเกี่ยวกับแบบจำลองและรูปแบบฟังก์ชันที่ใช้ในวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

3.2.2.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

ในการวิจัยครั้งนี้จะใช้ฟังก์ชันการผลิตมวลรวม ซึ่งมีรูปแบบฟังก์ชัน ดังนี้

$$Y_t = F(K_t, L_t) \tag{3.4}$$

โดยที่กำหนดให้

$$L_t = \sum_{i=1}^{n} w_i l_i$$

Y_t = ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ ณ เวลา t

K_t = สต็อกทุนของประเทศไทย ณ เวลา t

L_t = ทุนมนุษย์ (ค่าถ่วงน้ำหนักแรงงานที่มีงานทำ) ณ เวลา t

t = เวลา

w_i = ค่าถ่วงน้ำหนักระดับการศึกษาที่ i

l_i = จำนวนแรงงานระดับการศึกษาที่ i

n = จำนวนระดับการศึกษา

จากฟังก์ชันการผลิตมวลรวมนี้ เราจะกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการผลิตเป็นแบบ Cobb-Douglas และ Constant Elasticity of Substitution (CES) ตามลำดับ ดังนี้

3.2.2.1.1 ฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas

จากฟังก์ชันการผลิตมวลรวมสมการ (3.4) กำหนดรูปแบบฟังก์ชันให้เป็นแบบ Cobb-Douglas ซึ่งมีรูปแบบฟังก์ชัน ดังนี้

$$Y_t = K_t^{\beta} L_t^{\alpha} \tag{3.5}$$

โดยกำหนดให้

Y_t = ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (GDP) ณ เวลา t

K_t = สต็อกทุนของประเทศไทย ณ เวลา t

L_t = ทุนมนุษย์ (ค่าถ่วงน้ำหนักแรงงานที่มีงานทำ) ณ เวลา t

t = เวลา

β, α = ค่าพารามิเตอร์

จากฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas สมการ (3.5) เราจะต้องทำการแปลงสมการให้อยู่ในรูป Logarithm เพื่อที่สมการจะเป็นเชิงเส้นและสามารถใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดในการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่ได้ ซึ่งจะได้สมการ ดังนี้

$$\log Y_t = \beta \log K_t + \alpha \log L_t + \log \varepsilon_t \tag{3.6}$$

จากสมการ (3.6) เมื่อ ε_t คือ ค่าความผิดพลาด (Error term) ใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่ โดยทำการวิเคราะห์ข้อมูลแต่ละชุดจำนวน 2 รอบ โดยรอบแรกใช้ข้อมูลร้อยละ 60 ในข้อมูลแต่ละชุดสำหรับการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่สำหรับข้อมูลแต่ละชุด หลังจากนั้นใช้ข้อมูลร้อยละ 40 ในข้อมูลแต่ละชุดที่เหลืออยู่สำหรับการทดสอบแบบจำลองที่ได้ ทำการบันทึกค่าความผิดพลาด ได้แก่ ค่า RMSE ค่า MAE และค่า MAPE

ในรอบที่สองใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ในข้อมูลแต่ละชุดสำหรับการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่สำหรับข้อมูลแต่ละชุด หลังจากนั้นใช้ข้อมูลร้อยละ 20 ในข้อมูลแต่ละชุดที่เหลืออยู่สำหรับการทดสอบแบบจำลองที่ได้ ทำการบันทึกค่าความผิดพลาด

3.2.2.1.2 ฟังก์ชันการผลิตแบบ CES

จากฟังก์ชันการผลิตมวลรวมสมการ (3.4) กำหนดรูปแบบฟังก์ชันให้เป็นแบบ CES ซึ่งมีรูปแบบฟังก์ชัน ดังนี้

$$Y_t = \left(aK_t^{\gamma} + (1-a)L_t^{\gamma} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \tag{3.7}$$

โดยกำหนดให้

$$\gamma = \frac{(s-1)}{s}$$

ดังนั้น

$$s = \frac{1}{(1-\gamma)}$$

Y_t = ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (GDP) ณ เวลา t

K_t = สต็อกทุนของประเทศไทย ณ เวลา t

L_t = ทุนมนุษย์ (ค่าถ่วงน้ำหนักแรงงานที่มีงานทำ) ณ เวลา t

t = เวลา

a, γ, s = ค่าพารามิเตอร์

จากฟังก์ชันการผลิตแบบ CES สมการ (3.7) เราจะต้องทำการแปลงสมการให้อยู่ในรูป Logarithm เพื่อที่สมการจะเป็นเชิงเส้นและสามารถใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดในการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่ได้ ซึ่งจะได้สมการ ดังนี้

$$\log Y_t = \frac{1}{\gamma}\log\left(aK_t^{\gamma} + (1-a)L_t^{\gamma}\right) + \log \varepsilon_t \tag{3.8}$$

จากสมการ (3.8) เมื่อ ε_t คือ ค่าความผิดพลาด ใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่ โดยทำการวิเคราะห์ข้อมูลแต่ละชุดจำนวน 2 รอบ โดยรอบแรกใช้ข้อมูลร้อยละ 60 ในข้อมูลแต่ละชุดสำหรับการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่สำหรับข้อมูลแต่ละชุด หลังจากนั้นใช้ข้อมูลร้อยละ 40 ในข้อมูลแต่ละชุดที่เหลืออยู่สำหรับการทดสอบแบบจำลองที่ได้ทำการบันทึกค่าความผิดพลาด

ในรอบที่สองใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ในข้อมูลแต่ละชุดสำหรับการวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์และค่าคงที่สำหรับข้อมูลแต่ละชุด หลังจากนั้นใช้ข้อมูลร้อยละ 20 ในข้อมูลแต่ละชุดที่เหลืออยู่สำหรับการทดสอบแบบจำลองที่ได้ ทำการบันทึกค่าความผิดพลาด

3.2.3 การวิเคราะห์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะใช้ข้อมูลชุดเดียวกับวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและการแบ่งข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองแบบเดียวกัน โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งย่อยเป็น 2 แบบใหญ่ คือ แบบเชิงเส้นและแบบไม่เป็นเชิงเส้น แบบเชิงเส้นคือวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) แบบเชิงเส้น ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้เลือกใช้ฟังก์ชันแบบ Pure

Linear ส่วนแบบไม่เป็นเชิงเส้นนั้นเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้เลือกใช้ฟังก์ชันแบบ Log-sigmoid

3.2.3.1 แบบเชิงเส้น

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นในการวิจัยครั้งนี้เลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Pure Linear สำหรับการวิเคราะห์หาค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าความเบี่ยงเบน (Bias) โดยทำการวิเคราะห์ 2 รอบสำหรับแต่ละรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมในที่นี้คือจำนวน Layer และจำนวน Node รอบแรกของการวิเคราะห์ใช้ข้อมูลร้อยละ 60 สำหรับการวิเคราะห์หาค่าน้ำหนักและค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละชุดข้อมูล หลังจากนั้นใช้ข้อมูลร้อยละ 40 ที่เหลืออยู่สำหรับทดสอบแบบจำลองที่ได้ ทำการบันทึกค่าความผิดพลาด

ในรอบที่สองใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ในข้อมูลแต่ละชุดสำหรับการวิเคราะห์หาค่าน้ำหนักและค่าความคลาดเคลื่อนสำหรับข้อมูลแต่ละชุด หลังจากนั้นใช้ข้อมูลร้อยละ 20 ในข้อมูลแต่ละชุดที่เหลืออยู่สำหรับการทดสอบแบบจำลองที่ได้ ทำการบันทึกค่าความผิดพลาด

3.2.3.2 แบบไม่เป็นเชิงเส้น

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้นในการวิจัยครั้งนี้เลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Log-sigmoid เนื่องจากข้อมูลทั้งอินพุตและเอาต์พุตมีค่าเป็นบวกสอดคล้องกับลักษณะของฟังก์ชันแบบ Log-sigmoid ซึ่งให้ค่าเป็นบวกเสมอและจากการทดสอบใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบอื่นๆ เช่น Tan-sigmoid ปรากฏว่าฟังก์ชันแบบ Tan-sigmoid ให้ค่าความผิดพลาดที่มากกว่าฟังก์ชันแบบ Log-sigmoid สำหรับการวิเคราะห์หาค่าน้ำหนักและค่าความเบี่ยงเบน โดยทำการวิเคราะห์ 2 รอบสำหรับแต่ละรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมในที่นี้คือจำนวน Layer และจำนวน Node รอบแรกของการวิเคราะห์ใช้ข้อมูลร้อยละ 60 สำหรับการวิเคราะห์หาค่าน้ำหนักและค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละชุดข้อมูล หลังจากนั้นใช้ข้อมูลร้อยละ 40 ที่เหลืออยู่สำหรับทดสอบแบบจำลองที่ได้ ทำการบันทึกค่าความผิดพลาด

สำหรับรอบที่สองใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ในข้อมูลแต่ละชุดเพื่อทำการวิเคราะห์หาค่าน้ำหนักและค่าความเบี่ยงเบนสำหรับข้อมูลแต่ละชุด หลังจากนั้นใช้ข้อมูลที่เหลืออยู่ร้อยละ 20 ในข้อมูลแต่ละชุดสำหรับการทดสอบแบบจำลองที่ได้ บันทึกค่าคามผิดพลาดเพื่อนำไปใช้ในการเปรียบเทียบ

3.2.4 การวิเคราะห์เปรียบเทียบความแม่นยำ

จากค่า RMSE ค่า MAE และค่า MAPE ที่ได้ทั้งหมด นำมาวิเคราะห์เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

3.2.5 การทดลองแทนค่าในแบบจำลอง

จากแบบจำลองที่ได้ข้างต้นทำการทดลองแทนค่าในแบบจำลองโดยกำหนดให้เกิดการเปลี่ยนแปลงจากลดลงร้อยละ 10 ถึงเพิ่มขึ้นร้อยละ 10 ของแรงงานและสต็อกทุน ครั้งแรกกำหนดให้สต็อกทุนคงที่ หลังจากนั้นกำหนดให้แรงงานคงที่

บทที่ 4

ผลการศึกษา

ลำดับการนำเสนอในบทนี้จะอธิบายถึงผลการประมาณค่าฟังชันก์การผลิตและค่าความผิดพลาดที่ได้จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุด โดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas และ Constant Elasticity of Substitution (CES) และค่าความผิดพลาดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) เป็นแบบเชิงเส้นและแบบไม่เป็นเชิงเส้น ตามลำดับ จากนั้นจะนำผลที่ได้ไปทำการวิเคราะห์

งานวิจัยชิ้นนี้ใช้ข้อมูลรายปีของผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (GDP) ข้อมูลรายปีของสต็อกทุนหรือสถิติมูลภัณฑ์ทุน (Capital Stock) และข้อมูลรายปีของจำนวนผู้มีงานทำที่มีการศึกษาในระดับต่างๆ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2518-2549 เป็นฐานข้อมูลเพื่อใช้ในการศึกษา

4.1 ผลจากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas

4.1.1 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้ฟังก์ชันผลิตแบบ Cobb-Douglas ได้ผลดังนี้

4.1.1.1 ใช้ข้อมูลร้อยละ 60 ของข้อมูลทั้งหมด

ข้อมูลร้อยละ 60 คือข้อมูลปี พ.ศ. 2518-2536 รวมทั้งสิ้น 19 ปี ในการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิต โดยใช้ข้อมูลทั้ง 50 ชุดได้ผลดังนี้

ตารางที่ 4.1 ผลการประมาณค่าเฉลี่ยฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 60

Dependent Variable	$\log(Y)$			
Variable	**Coefficient**	**Std. Error**	**t-Statistic**	**Prob.**
$\log(\varepsilon)$	-3.627488	0.980934	-3.945897	0.0066
$\log(K)$	0.493183	0.080377	6.384999	0.0001
$\log(L)$	0.847790	0.175238	5.016968	0.0027
R-squared	0.991119	**F-statistic**	884.5798	-
Adjusted R-squared	0.989774	**Prob(F-statistic)**	0.000000	-

จากการประมาณค่าจะได้ว่า

$$\log(Y) = -3.6275 + 0.4932\log(K) + 0.8478\log(L) \quad (4.1)$$

ดังนั้นเมื่อทำการถอด Logarithm ให้อยู่ในรูปฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas จะได้สมการดังนี้

$$Y = 0.0266 \times K^{0.4932} \times L^{0.8478} \quad (4.2)$$

ค่าความยืดหยุ่นของผลผลิตที่มีต่อปัจจัยทุน (β) เท่ากับ 0.4932

ค่าความยืดหยุ่นของผลผลิตที่มีต่อปัจจัยแรงงาน (α) เท่ากับ 0.8478

ค่า R-squared ซึ่งเป็นค่าทางสถิติที่บ่งบอกถึงความสามารถของตัวแปรอิสระในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตาม มีค่าเท่ากับ 0.9911 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ คือมีค่าเกินร้อยละ 90 ส่วนค่า Adjusted R-squared ที่แสดงว่าการแปรผันของตัวแปรอิสระมีความสามารถในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตามได้ถึงร้อยละ 98.98

ค่า Prob. เป็นค่าความน่าจะเป็น ที่ค่า t-statistic ที่คำนวณได้มีค่ามากกว่าค่า t-statistic มาตรฐาน ในที่นี้ค่า t-Statistic ของตัวแปรอิสระ $\log(K)$ มีค่าเท่ากับ 0.0066 และตัวแปรอิสระ $\log(L)$ มีค่าเท่ากับ 0.0001 ซึ่งค่าความน่าจะเป็นมีค่าน้อยกว่า 0.01 จึงสรุปได้ว่าตัวแปรอิสระทุกตัวมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 หรือที่ระดับความเชื่อมั่นของการทดสอบร้อยละ 99 กล่าวคือ ตัวแปรอิสระทุกตัวมีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม ณ ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 99

ค่า F-statistic ที่เป็นการทดสอบสมมติฐานที่ว่า ค่าสัมประสิทธิ์ที่คำนวณทั้งหมดมีค่าเท่ากับศูนย์หรือไม่ ในที่นี้ค่าสัมประสิทธิ์ค่าสัมประสิทธิ์ที่คำนวณได้มีค่าต่างไปจากศูนย์ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 99 พิจารณาจากค่า F-statistic ซึ่งมากกว่าค่าวิกฤติ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 99 หรือ พิจารณาจากค่า Prob(F-statistic) ที่มีค่าน้อยกว่า 0.01

เมื่อพิจารณาจะเห็นว่าฟังก์ชันการผลิตที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลทั้ง 50 ชุด เราจะพบว่าแรงงานส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจมากกว่าทุนทางกายภาพ โดยปัจจัยแรงงานนั้นส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจร้อยละ 63.22 ในขณะที่ปัจจัยทุนนั้นส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจเพียงร้อยละ 36.78

4.1.1.2 ใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด

ข้อมูลร้อยละ 80 ซึ่งคิดเป็นข้อมูล 25 ปี ในการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตโดยใช้ข้อมูลทั้ง 50 ชุดได้ผลดังนี้

ตารางที่ 4.2 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 80

Dependent Variable	$\log(Y)$			
Variable	**Coefficient**	**Std. Error**	**t-Statistic**	**Prob.**
$\log(\varepsilon)$	-3.450315	0.875985	-4.037957	0.0069
LOG(K)	0.508322	0.071172	7.183327	0.0000
LOG(L)	0.813769	0.155019	5.322155	0.0020
R-squared	0.990525	**F-statistic**	1058.077	-
Adjusted R-squared	0.989547	**Prob(F-statistic)**	0.000000	-

จากการประมาณค่าจะได้ว่า

$$\log(Y) = -3.4503 + 0.5083\log(K) + 0.8138\log(L) \tag{4.3}$$

ดังนั้นเมื่อทำการถอด Logarithm ให้อยู่ในรูปฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas จะได้สมการดังนี้

$$Y = 0.0317 \times K^{0.5083} \times L^{0.8138} \tag{4.4}$$

ค่าความยืดหยุ่นของผลผลิตที่มีต่อปัจจัยทุน (β) เท่ากับ 0.5083

ค่าความยืดหยุ่นของผลผลิตที่มีต่อปัจจัยแรงงาน (α) เท่ากับ 0.8138

ค่า R-squared ซึ่งเป็นค่าทางสถิติที่บ่งบอกถึงความสามารถของตัวแปรอิสระในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตาม มีค่าเท่ากับ 0.9905 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ คือมีค่าเกินร้อยละ 90 ส่วนค่า Adjusted R-squared ที่แสดงว่าการแปรผันของตัวแปรอิสระมีความสามารถในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตามได้ถึงร้อยละ 98.95

ค่า Prob. เป็นค่าความน่าจะเป็น ที่ค่า t-statistic ที่คำนวณได้มีค่ามากกว่าค่า t-statistic มาตรฐาน ในที่นี้ค่า t-Statistic ของตัวแปรอิสระ $\log(K)$ มีค่าเท่ากับ 0.000 และตัวแปรอิสระ

$\log(L)$ มีค่าเท่ากับ 0.0020 ซึ่งค่าความน่าจะเป็นมีค่าน้อยกว่า 0.01 จึงสรุปได้ว่าตัวแปรอิสระทุกตัวมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 หรือที่ระดับความเชื่อมั่นของการทดสอบร้อยละ 99 กล่าวคือ ตัวแปรอิสระทุกตัวมีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม ณ ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 99

ค่า F-statistic ที่เป็นการทดสอบสมมติฐานที่ว่า ค่าสัมประสิทธิ์ที่คำนวณทั้งหมดมีค่าเท่ากับศูนย์หรือไม่ ในที่นี้ค่าสัมประสิทธิ์ค่าสัมประสิทธิ์ที่คำนวณได้มีค่าต่างไปจากศูนย์ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 99 พิจารณาจากค่า F-statistic ซึ่งมากกว่าค่าวิกฤติ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 99 หรือ พิจารณาจากค่า Prob(F-statistic) ที่มีค่าน้อยกว่า 0.01

จากผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตที่ได้แสดงให้เห็นว่าสต็อกทุนมวลรวมมีบทบาทต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจร้อยละ 38.45 ในขณะที่แรงงานที่มีการศึกษานั้นมีบทบาทต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจสูงถึงร้อยละ 61.55 แสดงว่าปัจจัยด้านแรงงานส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจมากกว่าปัจจัยทุน อย่างไรก็ตามปัจจัยทุนก็ยังส่งผลค่อนข้างมากต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจึงเป็นปัจจัยที่ไม่สามารถละเลยได้

4.1.2 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas ใช้ข้อมูลจำนวน 50 ชุดจะได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยดังนี้

ตารางที่ 4.3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas

Training 60% Testing 40%			Training 80% Testing 20%		
RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
175,524.69	133,486.34	5.984226	159,546.97	120,815.92	5.401283

* RMSE คือ Root Mean Square Error, MAE คือ Mean Absolute Error, MAPE คือ Mean Absolute Percentage Error

จากผลการศึกษาดังตารางที่ 4.3 จะเห็นได้ว่าค่า MAPE เฉลี่ยสำหรับฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas ที่ได้จากการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 60-40 และการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 80-20 ได้ผลที่ค่อนข้างใกล้เคียงกัน คือ 5.984226 และ 5.401283 ตามลำดับ เมื่อพิจารณาแต่ละแบบจำลอง

ที่ได้จากแต่ละชุดข้อมูลจะพบว่าค่า MAPE ที่น้อยที่สุดสำหรับฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas ที่ได้จากการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 60-40 มีค่าเท่ากับ 3.845498 ส่วนค่า MAPE ที่น้อยที่สุดของการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 80-20 มีค่าเท่ากับ 2.741424 ดังนั้นจะเห็นได้ว่าการจัดเรียงข้อมูลและการแบ่งจำนวนข้อมูลส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลอง

จากสมการ (4.2) และ (4.4) ซึ่งเป็นฟังก์ชันการผลิตที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลทั้ง 50 ชุด โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 60 และร้อยละ 80 ตามลำดับ จะพบว่าแรงงานจะมีอิทธิพลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจมากกว่าทุนทางกายภาพ ซึ่งชี้ให้เห็นความสำคัญของแรงงานต่อการเจริญทางเศรษฐกิจของประเทศ

4.2 ผลจากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ CES

4.2.1 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ CES

ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้ฟังก์ชันการผลิตแบบ CES ได้ผลดังนี้

4.2.1.1 ใช้ข้อมูลร้อยละ 60 ของข้อมูลทั้งหมด

ข้อมูลร้อยละ 60 คือข้อมูลปี พ.ศ. 2518-2536 รวมทั้งสิ้น 19 ปี ในการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตโดยใช้ข้อมูลทั้ง 50 ชุดได้ผลดังนี้

ตารางที่ 4.4 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ CES โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 60

Function	$\log(Y) = 1/\gamma \times \log\left(aK^{\gamma} + (1-a)L^{\gamma}\right) + \log(\varepsilon)$			
	Coefficient	**Std. Error**	**t-Statistic**	**Prob.**
$\log(\varepsilon)$	-3.055903	385.2977	-1.644749	0.197290
$1/\gamma$	4.362969	28.85183	0.183856	0.856976
a	1.974696	37880.72	0.195984	0.847460
γ	0.372337	9.892229	0.180912	0.859216
R-squared	0.989379	-	-	-
Adjusted R-squared	0.987255	-	-	-

จากการประมาณค่าจะได้ว่า

$$\log(Y) = -3.0559 + 4.3630 \times \log(1.9747 \times K^{0.3723} + (1-1.9747) \times L^{0.3723}) \qquad (4.5)$$

ดังนั้นเมื่อทำการถอด Logarithm ให้อยู่ในรูปฟังก์ชันการผลิตแบบ CES จะได้สมการดังนี้

$$Y = 0.0471 \times (1.9747 \times K^{0.3723} + (-0.9747) \times L^{0.3723})^{4.3630} \qquad (4.6)$$

ค่า R-squared ซึ่งเป็นค่าทางสถิติที่บ่งบอกถึงความสามารถของตัวแปรอิสระในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตาม มีค่าเท่ากับ 0.9894 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ คือมีค่าเกินร้อยละ 90 ส่วนค่า Adjusted R-squared ที่แสดงว่าการแปรผันของตัวแปรอิสระมีความสามารถในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตามได้ถึงร้อยละ 98.72

ค่า Prob. เป็นค่าความน่าจะเป็น ที่ค่า t-statistic ที่คำนวณได้มีค่ามากกว่าค่า t-statistic มาตรฐาน ในที่นี้ค่า t-Statistic ของ $\log(\varepsilon)$ มีค่าเท่ากับ 0.1973 ของ $1/\gamma$ มีค่าเท่ากับ 0.8570 ของ a มีค่าเท่ากับ 0.8475 และของ γ มีค่าเท่ากับ 0.8592 ซึ่งค่าความน่าจะเป็นมีค่ามากกว่า 0.05 จึงสรุปได้ว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.2.1.2 ใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด

ข้อมูลร้อยละ 80 คือข้อมูลปี พ.ศ. 2518-2542 รวมทั้งสิ้น 25 ปี ในการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิต ได้ผลดังนี้

ตารางที่ 4.5 ผลการประมาณค่าฟังก์ชันการผลิตแบบ CES โดยใช้ข้อมูลร้อยละ 80

Function	$\log(Y) = 1/\gamma \times \log\left(aK^{\gamma} + (1-a)L^{\gamma}\right) + \log(\varepsilon)$			
	Coefficient	**Std. Error**	**t-Statistic**	**Prob.**
$\log(\varepsilon)$	-3.148085	1.775589	-1.821224	0.102304
$1/\gamma$	4.994086	26.07145	0.201356	0.842522
a	0.191887	0.754348	0.251505	0.803946
γ	0.276721	1.394441	0.198061	0.845054
R-squared	0.989490	-	-	-
Adjusted R-squared	0.987988	-	-	-

จากการประมาณค่าจะได้ว่า

$$\log(Y) = -3.1481 + 4.9941 \times \log(0.1919 \times K^{0.2767} + (1-0.1919) \times L^{0.2767}) \qquad (4.7)$$

ดังนั้นเมื่อทำการถอด Logarithm ให้อยู่ในรูปฟังก์ชันการผลิตแบบ CES จะได้สมการดังนี้

$$Y = 0.0429 \times (0.1919 \times K^{0.2767} + 0.8081 \times L^{0.2767})^{4.9941} \quad (4.8)$$

ค่า R-squared ซึ่งเป็นค่าทางสถิติที่บ่งบอกถึงความสามารถของตัวแปรอิสระในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตาม มีค่าเท่ากับ 0.9895 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ คือมีค่าเกินร้อยละ 90 ส่วนค่า Adjusted R-squared ที่แสดงว่าการแปรผันของตัวแปรอิสระมีความสามารถในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในตัวแปรตามได้ถึงร้อยละ 98.79

ค่า Prob. เป็นค่าความน่าจะเป็น ที่ค่า t-statistic ที่คำนวณได้มีค่ามากกว่าค่า t-statistic มาตรฐาน ในที่นี้ค่า t-Statistic ของ $\log(\varepsilon)$ มีค่าเท่ากับ 0.1023 ของ $1/\gamma$ มีค่าเท่ากับ 0.8425 ของ a มีค่าเท่ากับ 0.8039 และของ γ มีค่าเท่ากับ 0.8451 ซึ่งค่าความน่าจะเป็นมีค่ามากกว่า 0.05 จึงสรุปได้ว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

4.2.2 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ CES จะได้ค่าผิดพลาดเฉลี่ยดังนี้

ตารางที่ 4.6 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ CES

Training 60% Testing 40%			Training 80% Testing 20%		
RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
183,683.35	143,007.94	6.359131	166,060.16	127,469.12	5.680218

จากผลการศึกษาดังตารางที่ 4.6 จะเห็นได้ว่าค่า MAPE เฉลี่ยสำหรับฟังก์ชันการผลิตแบบ CES ที่ได้จากการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 60-40 และการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 80-20 ได้ผลที่ค่อนข้างใกล้เคียงกัน คือ 6.359131 และ 5.680218 ตามลำดับ ซึ่งจะพบว่ามีความใกล้เคียงกันน้อยกว่าฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas การแบ่งข้อมูลจึงน่าจะส่งผลต่อความแม่นยำของแบบจำลองที่ใช้ฟังก์ชันการผลิตแบบ CES มากกว่าฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas เมื่อพิจารณาแต่ละแบบจำลองที่ได้จากแต่ละชุดข้อมูลจะพบว่าค่า MAPE ที่น้อยที่สุดสำหรับฟังก์ชันการผลิตแบบ CES ที่ได้จากการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 60-40 มีค่าเท่ากับ 3.951014 ส่วนค่า MAPE

ที่น้อยที่สุดของการแบ่งข้อมูลแบบร้อยละ 80-20 มีค่าเท่ากับ 2.791810 ดังนั้นจะเห็นได้ว่าการจัดเรียงข้อมูลและการแบ่งจำนวนข้อมูลส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลอง จากผลการศึกษาพบว่าการใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ส่งผลให้ได้แบบจำลองที่ให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าแบบจำลองที่สร้างจากข้อมูลร้อยละ 60

4.3 ผลจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ได้หลายรูปแบบ ทั้งแบบเชิงเส้นและแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยในการวิจัยครั้งนี้สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นได้เลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Pure Linear ส่วนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้นได้เลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Log-sigmoid ซึ่งได้ผลการศึกษาดังนี้

ตารางที่ 4.7 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้น

รูปแบบ		Training 60% Testing 40%			Training 80% Testing 20%		
Layer	Node	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
1	[2]	216,978.99	185,998.86	10.956373	258,439.42	221,866.26	13.616790
1	[4]	177,122.27	149,450.68	7.854903	161,349.61	134,315.38	7.184065
1	[8]	177,313.22	150,086.28	7.953766	167,341.18	140,393.23	7.360722
2	[2 2]	386,212.55	330,723.83	21.820943	353,571.65	305,018.47	22.099013
2	[2 4]	211,204.82	178,962.65	9.078836	252,466.26	220,573.37	13.363571
2	[2 8]	213,300.26	180,785.48	10.181782	224,034.59	193,543.10	11.495069
2	[4 2]	310,040.27	271,220.26	19.103116	281,236.32	238,561.99	12.990647
2	[4 4]	176,720.68	149,241.23	7.870328	161,786.96	134,187.92	7.105925
2	[4 8]	177,610.83	150,401.21	7.985435	163,325.77	135,803.10	7.249123

ตารางที่ 4.8 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น

รูปแบบ		Training 60% Testing 40%			Training 80% Testing 20%		
Layer	Node	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
1	[2]	741,484.74	642,205.63	43.026825	723,941.97	616,448.51	41.513671
1	[4]	414,769.79	335,253.20	19.314839	334,747.51	272,204.71	15.937920
1	[8]	330,027.21	216,360.36	10.091990	272,984.43	194,110.48	11.197444
2	[2 2]	1,418,200.85	1,170,200.51	79.134171	1,105,723.44	961,030.84	64.904071
2	[2 4]	1,046,339.65	900,968.90	61.422610	1,154,400.10	996,727.25	66.987369
2	[2 8]	967,261.75	817,268.58	52.841690	1,052,700.73	928,886.00	58.614000
2	[4 2]	1,097,610.24	960,357.45	58.021593	1,080,572.29	931,249.38	59.598802
2	[4 4]	774,051.64	663,074.22	44.493619	921,700.34	784,129.15	53.359757
2	[4 8]	577,568.71	466,681.83	25.785141	612,054.96	503,362.97	30.792860

จากตารางที่ 4.7 และ 4.8 จะพบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นจะมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่น้อยกว่าแบบไม่เป็นเชิงเส้น เมื่อเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นกับแบบไม่เป็นเชิงเส้นโดยการแบ่งข้อมูล จำนวน Layer และจำนวน Node ที่เหมือนกันจะพบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นมีค่าที่น้อยกว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น อย่างไรก็ดีหากพิจารณาทีละแบบจำลองจะพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้นสามารถให้ค่าความผิดพลาดที่น้อยกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้น

4.4 การวิเคราะห์ผลการศึกษา

4.4.1 ปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์

จากผลการศึกษาจะพบว่าปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์นั้นมีอยู่หลายปัจจัยด้วยกัน ซึ่งมีปัจจัยที่น่าสนใจ ดังนี้

4.4.1.1 ปัจจัยการเรียงลำดับข้อมูล

จากผลการศึกษาพบว่าการเรียงลำดับข้อมูลเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ สำหรับวิธีกำลังสองน้อยที่สุดที่ใช้ฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas การจัดเรียงข้อมูล

ไม่ส่งผลกระทบมากนักเนื่องจากค่าความผิดพลาดที่ออกมาในแต่ละชุดข้อมูลมีค่าไม่แตกต่างกันมากนัก ส่วนวิธีกำลังสองน้อยที่สุดที่ใช้ฟังก์ชันการผลิตแบบ Constant Elasticity of Substitution ก็เป็นไปในลักษณะเดียวกัน สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมนั้น การจัดเรียงข้อมูลจะส่งผลอย่างมากต่อความแม่นยำในการพยากรณ์เนื่องจากค่าความผิดพลาดในแต่ละชุดข้อมูลมีความแตกต่างกันเป็นอย่างมาก

4.4.1.2 ปัจจัยการแบ่งข้อมูล

การแบ่งข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองและการทดสอบเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลอง จากผลการศึกษาจะพบว่าส่วนใหญ่ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจะน้อยลงเมื่อจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองเพิ่มขึ้น ทำให้เชื่อได้ว่าจำนวนข้อมูลที่ใช้สร้างแบบมากขึ้นจะช่วยให้แบบจำลองสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้นด้วย

4.4.1.3 ปัจจัยด้านจำนวนข้อมูล

เนื่องจากข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลรายปี ทำให้มีจำนวนข้อมูลเพียง 32 ปี ซึ่งถือว่าเป็นปริมาณที่น้อย ส่งผลให้แบบจำลองที่สร้างขึ้นมีความแม่นยำในการพยากรณ์น้อยลง ดังจะเห็นได้จากค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ส่วนใหญ่มีค่าน้อยลงเมื่อใช้จำนวนข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง (Training Data) เพิ่มขึ้นทั้งวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปัจจัยด้านจำนวนข้อมูลนี้น่าจะเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์เป็นอย่างมาก โดยเฉพาะวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องเรียนรู้จากข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลอง การที่จำนวนข้อมูลมีน้อยจะทำให้แบบจำลองที่ได้มีประสิทธิภาพต่ำเนื่องจากยังไม่เกิดการเรียบรู้ของแบบจำลองที่ครอบคลุมกรณีต่างๆ ที่จะเกิดขึ้นได้ทั้งหมด ทำให้แบบจำลองที่ได้ยังมีรูปแบบไม่ตรงกับความเป็นจริง

4.4.1.4 ปัจจัยรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน (เฉพาะวิธีโครงข่ายประสาทเทียม)

สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมนั้นรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นปัจจัยที่สำคัญอย่างยิ่ง โดยเมื่อกำหนดให้มีจำนวน Layer และจำนวน Node ที่เท่ากันแล้วนั้น ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดของแบบจำลองที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Pure Linear) จะมีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ดีกว่า กล่าวคือ มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ต่ำกว่าแบบไม่เป็นเชิงเส้น อย่างไรก็ดีเมื่อพิจารณาแต่ละแบบจำลองจะพบว่าแบบจำลองแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Log-sigmoid) จะให้ค่าความผิดพลาดที่ดีกว่า กล่าวคือ ให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าแบบเชิงเส้น นอกจากรูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอนแล้ว จำนวน

Layer และจำนวน Node ก็เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม กล่าวคือ จำนวน Layer และจำนวน Node จะต้องมีจำนวนที่เหมาะสม จำนวน Layer และ จำนวน Node ที่น้อยเกินไปก็จะไม่สามารถรองรับความซับซ้อนของแบบจำลองที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลได้ อย่างไรก็ดีจำนวน Layer และ จำนวน Node ที่มากเกินไปก็ส่งผลให้แบบจำลองที่ได้ไม่เหมาะสมกับชุดข้อมูลเช่นกัน

4.4.2 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จากผลการศึกษาพบว่าความแม่นยำในการพยากรณ์โดยเฉลี่ยนั้นวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้ฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas มีความแม่นยำเฉลี่ยดีที่สุด รองลงมาคือวิธีกำลังสองน้อยที่สุดโดยใช้รูปแบบฟังก์ชันแบบ CES วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น ตามลำดับ ซึ่งมีค่าเฉลี่ยความผิดพลาด ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.9 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่น้อยที่สุดของแต่ละแบบจำลอง

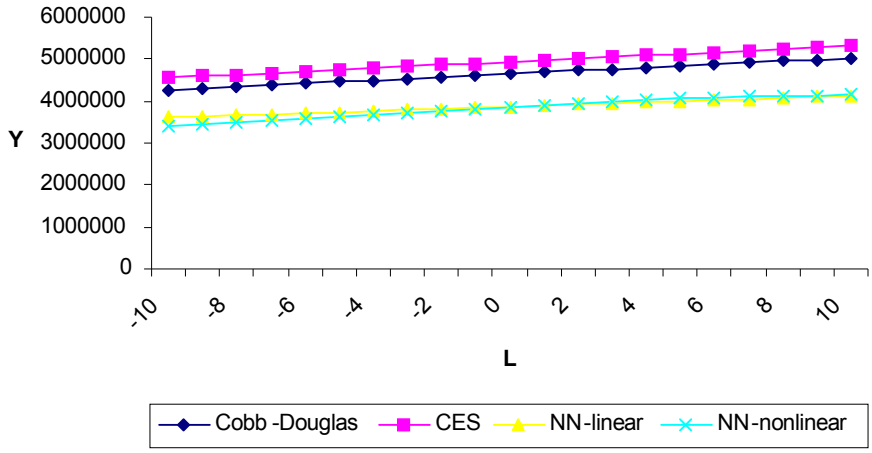
	Training 60% Testing 40%			Training 80% Testing 20%		
แบบจำลอง	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE
Cobb-Douglas	175,524.20	133,486.34	5.984226	159,546.97	120,815.92	5.401283
CES	183,683.35	143,007.94	6.359131	166,060.16	127,469.12	5.680218
ANN-Linear	177,122.27	149,450.68	7.854903	161,786.96	134,187.92	7.105925
ANN-Non-linear	330,027.21	216,360.36	10.091990	272,984.43	194,110.48	11.197444

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นซึ่งใช้ข้อมูลร้อยละ 60 ในการสร้างแบบจำลอง รูปแบบที่ให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ แบบ 1 Layer 4 Node ส่วนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นซึ่งใช้ข้อมูลร้อยละ 80 รูปแบบที่ให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ แบบ 2 Layer โดย Layer แรกมี 4 Node และ Layer ที่สองมี 4 Node สำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น รูปแบบที่ให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยที่สุดคือ 1 Layer 8 Node ทั้งการใช้ข้อมูลร้อยละ 60 และ ร้อยละ 80 ในการสร้างแบบจำลอง

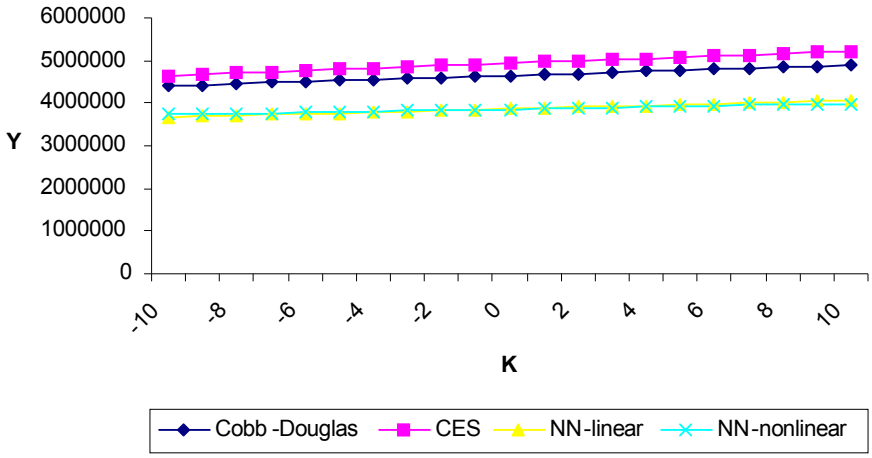
4.5 การทดลองแทนค่าในแบบจำลอง

จากแบบจำลอง Cobb-Douglas แบบจำลอง CES แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้น และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น เลือกแบบจำลองที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยที่สุดของแต่ละแบบจำลอง ทำการสมมติการลดลงและเพิ่มขึ้นของแรงงานและสต็อกทุนจากลดลงร้อยละ 10 ถึงเพิ่มขึ้นร้อยละ 10 จะได้ผลการศึกษาดังต่อไปนี้

รูปที่ 4.1 ค่าพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศที่ได้จากการทดลองแทนค่าการเปลี่ยนแปลงของแรงงานในแต่ละแบบจำลองโดยกำหนดให้สต็อกทุนคงที่



รูปที่ 4.2 ค่าพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศที่ได้จากการทดลองแทนค่าการเปลี่ยนแปลงของสต็อกทุนในแต่ละแบบจำลองโดยกำหนดให้แรงงานคงที่



จากรูปที่ 4.1 และรูปที่ 4.2 จะเห็นว่าผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศแปรผันตรงกับแรงงานและสต็อกทุน กล่าวคือการเพิ่มขึ้นของแรงงานและสต็อกทุนต่างส่งผลให้เกิดการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจด้วย โดยการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยแรงงานส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจมากกว่าการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยสต็อกทุน เนื่องจากเส้นกราฟผลิตภัณฑ์มวลรวมของการเปลี่ยนแปลงปัจจัยแรงงานมีความชันที่มากกว่าเส้นกราฟผลิตภัณฑ์มวลรวมของการเปลี่ยนแปลงปัจจัยสต็อกทุน แบบจำลอง CES จะให้ค่าพยากรณ์ที่สูงกว่าแบบจำลองอื่นๆ รองลงมาคือแบบจำลอง Cobb-Douglas แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้นและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้นให้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกันมาก

บทที่ 5

สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการศึกษา

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อทดสอบว่าการพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากปัจจัยการศึกษาในประเทศไทยระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square: LS) กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ว่าวิธีใดสามารถพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจได้แม่นยำกว่ากัน โดยใช้ค่า Root Mean Square Error (RMSE) ค่า Mean Absolute Error (MAE) และ ค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ที่ได้จากชุดข้อมูลทดสอบ (Out of Sample) ในการเปรียบเทียบ

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา (Time Series) ประกอบด้วยข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ข้อมูลสต็อกทุนของประเทศไทย (Capital Stock of Thailand) และข้อมูลแรงงานผู้มีงานทำ ตั้งแต่ปี 2518-2549 รวมทั้งสิ้น 32 ปี จัดข้อมูลเป็น 50 ชุด โดยชุดแรกเรียงลำดับตามเวลา ส่วนที่เหลืออีก 49 ชุด ใช้การสุ่ม หลังจากนั้นแบ่งข้อมูลแต่ละชุดออกเป็นสองส่วน ส่วนแรกสำหรับสร้างแบบจำลอง (In Sample) และส่วนที่สองสำหรับทดสอบแบบจำลอง การแบ่งข้อมูลแต่ละชุดนั้นรอบแรกใช้ข้อมูลร้อยละ 60 สำหรับสร้างแบบจำลองและข้อมูลร้อยละ 40 สำหรับทดสอบแบบจำลอง รอบที่สองใช้ข้อมูลร้อยละ 80 สำหรับสร้างแบบจำลองและข้อมูลร้อยละ 20 สำหรับทดสอบแบบจำลอง

ในการศึกษาครั้งนี้มีสมมติฐานว่าการพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจด้วยวิธีโครงข่ายประสาเทียมจะมีความแม่นยำมากกว่าวิธีกำลังสองน้อยที่สุด โดยเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดที่ได้จากชุดข้อมูลทดสอบว่าวิธีการใดที่ให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยน้อยกว่ากัน ซึ่งถือได้ว่าเป็นวิธีการที่พยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทยได้แม่นยำกว่าโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดใช้รูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas และแบบ Constant Elasticity of Substitution (CES) ส่วนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมใช้รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) เป็นแบบเชิงเส้น (Linear) และแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear)

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลและหาค่าความผิดพลาดจากวิธีการกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่น้อยที่สุดได้แก่วิธีกำลังสองน้อยที่สุดรูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas รองลงไปคือวิธีกำลังสองน้อยที่สุดรูปแบบฟังก์ชันการผลิต

แบบ CES รองลงไปอีกคือ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงเส้น และสุดท้ายที่มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดมากที่สุดคือวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นวิธีกำลังสองน้อยที่สุดรูปแบบฟังก์ชันการผลิตแบบ Cobb-Douglas ให้ค่าพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจจากการศึกษาในประเทศไทยได้แม่นยำโดยเฉลี่ยมากกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมทั้งแบบเชิงเส้นและแบบไม่เป็นเชิงเส้น

ปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ จากผลการศึกษาพบว่าปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำประกอบด้วย ปัจจัยการเรียงลำดับข้อมูล ปัจจัยการแบ่งข้อมูล ปัจจัยด้านจำนวนข้อมูล และปัจจัยเรื่องของฟังก์ชันถ่ายโอน เฉพาะสำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยปัจจัยการเรียงลำดับข้อมูลส่งผลไม่มากนักต่อวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด แต่ส่งผลเป็นอย่างมากสำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปัจจัยการแบ่งข้อมูลเป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองต้องมีมากเพียงพอที่จะสามารถทำให้แบบจำลองสามารถสะท้อนความเป็นจริงได้ โดยในการวิจัยครั้งนี้พบว่าการใช้ข้อมูลร้อยละ 80 ในการสร้างแบบจำลองมีความเหมาะสมมากกว่าการใช้ข้อมูลร้อยละ 60 แต่ในบางกรณีสำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม การใช้ข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองที่มากขึ้นอาจทำให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ลดลง ทั้งนี้เนื่องมาจากเกิด Overfitting กล่าวคือแบบจำลองมีความเฉพาะเจาะจงสำหรับชุดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองเป็นอย่างมากไม่สามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลชุดอื่นๆ ได้แม่นยำ สำหรับปัจจัยด้านจำนวนข้อมูลเนื่องจากจำนวนข้อมูลที่น้อย ทำให้แบบจำลองที่สร้างขึ้นไม่สามารถสะท้อนความเป็นจริงที่เกิดขึ้นได้ทั้งหมด และสุดท้ายปัจจัยเรื่องฟังก์ชันถ่ายโอน (เฉพาะวิธีโครงข่ายประสาทเทียม) สำหรับการวิจัยครั้งนี้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้นให้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดที่ดีกว่าแบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งอาจจะเนื่องมาจากปัจจัยด้านอื่นๆ เช่น ปัจจัยด้านจำนวนข้อมูล เป็นต้น ทำให้ผลที่ได้อาจจะคลาดเคลื่อน

ดังนั้นจากผลการวิจัยครั้งนี้สรุปได้ว่าวิธีกำลังสองน้อยที่สุดให้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดน้อยกว่าวิธีโครงข่ายประสาเทียมซึ่งขัดแย้งกับสมมติฐานที่ตั้งไว้

5.2 นัยเชิงนโยบาย

1. จากการศึกษาชี้ให้เห็นว่าแรงงานเป็นปัจจัยที่สำคัญอย่างมากต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทย รัฐบาลและภาคเอกชนควรให้ความสำคัญกับการพัฒนาคุณภาพของแรงงานให้มากขึ้น โดยเน้นด้านคุณภาพมากกว่าด้านปริมาณเพราะแรงงานที่มีคุณภาพจะสามารถสร้างผลตอบแทนได้มากกว่าแรงงานคุณภาพต่ำในอัตราที่สูงกว่ามาก

2. ปัจจัยทุนยังคงมีความสำคัญต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทย แต่ต้องมีการส่งเสริมควบคู่กันไปทั้งปัจจัยทุนและปัจจัยคุณภาพของแรงงาน เพราะการส่งเสริมเพียงด้านเดียวจะส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจน้อยกว่าการส่งเสริมควบคู่กันไปในสัดส่วนที่เหมาะสม

3. การจัดสรรงบประมาณของภาครัฐต้องให้อยู่ในสัดส่วนที่เหมาะสมระหว่างปัจจัยทุนและปัจจัยคุณภาพของแรงงาน เนื่องจากความจำกัดของงบประมาณดังนั้นภาครัฐควรให้ความสำคัญกับการพัฒนาคุณภาพของแรงงานมากกว่าการส่งเสริมการลงทุนในการก่อสร้างหรือซื้อเครื่องมือและอุปกรณ์ต่างๆ

5.3 ข้อจำกัดของการศึกษา

ข้อจำกัดที่สำคัญของการวิจัยครั้งนี้คือ ความละเอียดของข้อมูล เช่น เรื่องของจำนวนปีการศึกษาของแต่ละระดับชั้น เป็นต้น ที่มิได้ระบุไว้อย่างชัดเจน การแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็นระดับชั้นในการศึกษาที่ไม่เหมือนกันในแต่ละช่วงข้อมูล ทำให้การรวบรวมข้อมูลต้องแบ่งเป็นช่วงๆ ที่แตกต่างกัน

ข้อจำกัดด้านแบบจำลอง ที่ยังไม่สามารถสะท้อนตัวแปรที่ส่งผลต่อการผลิตทั้งหมดได้ แบบจำลองยังไม่มีความครบถ้วนในเรื่องของตัวแปรที่ส่งผลต่อการผลิตที่แท้จริง การศึกษาคุณภาพของแรงงาน ในที่นี้มุ่งประเด็นไปที่การศึกษาในระบบโรงเรียนเพียงอย่างเดียว ทั้งที่ในความเป็นจริงแล้ว ยังมีตัวแปรอื่นๆ ที่ส่งผลต่อคุณภาพแรงงานด้วย เช่น ตัวแปรด้านสุขภาพอนามัย การฝึกอบรมในที่ทำงาน เป็นต้น

ข้อจำกัดของวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมที่ไม่สามารถตีความออกมาเป็นสมการคณิตศาสตร์ได้อย่างง่าย ทำให้ไม่สามารถวิเคราะห์ได้ลึกซึ้งมากนัก แม้ว่าจะมีข้อดีที่ไม่จำเป็นต้องรู้รูปแบบของฟังก์ชันก็ตาม

5.4 ข้อเสนอแนะสำหรับการศึกษาต่อไป

1. หากสามารถหาข้อมูลที่มีความละเอียดมากขึ้น เราจะสามารถอธิบายรายละเอียดในประเด็นที่เราศึกษาได้ละเอียดชัดเจนมากขึ้น เช่น ข้อมูลที่มีการแบ่งระดับและหลักสูตรการศึกษาที่ละเอียดมากขึ้น เป็นต้น เนื่องจากการศึกษาแต่ละระดับมีความแตกต่างกัน ทั้งในด้านเนื้อหาและการฝึกปฏิบัติ ดังนั้นผลตอบแทนที่ได้ก็จะแตกต่างกัน หากมีข้อมูลที่ละเอียดมากขึ้นเราจะสามารถให้น้ำหนักได้ถูกต้องมากกว่าการใช้จำนวนปีการศึกษา

2. การเพิ่มตัวแปรที่สำคัญต่อการผลิตและคุณภาพของแรงงานในแบบจำลอง เพื่อที่แบบจำลองจะสามารถสะท้อนการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจตามความเป็นจริงได้มากขึ้น และทำให้สามารถวิเคราะห์ผลเกี่ยวกับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทยได้ละเอียดชัดเจนมากขึ้น

3. เพิ่มเทคนิคสำหรับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ เช่น เทคนิค Time Window ซึ่งเป็นการจัดเรียงข้อมูลใหม่โดยใส่ข้อมูลเป็นช่วงๆ เรียงต่อกันเข้าไปใหม่ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้น

รายการอ้างอิง

ภาษาไทย

กอบศักดิ์ ภูตระกูล, ฐิติมา ชูเชิด และอัศวิน อาสูยา. 2549. ทำอย่างไร คนไทยจึงจะแข่งขันในโลกศตวรรษที่ 21. ธนาคารแห่งประเทศไทย.

ศิวพงศ์ ธีรอำพน. 2547. การกวดวิชากับความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต. สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ คณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

สุนิสา ใยเยี่ยม. 2538. บทบาทการศึกษาต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต. สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ คณะเศรษฐศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ภาษาอังกฤษ

Alon, Ilan; Qi, Min; and Sadowski, Robert J. 2001. Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional methods. Journal of Retailing and Consumer Services 8: 147-156.

Amilon, Henrik. 2003. A neural network versus Black-Scholes: a comparison of pricing and hedging performances. Journal of Forecasting 22: 317-335.

Barro, Robert J. 2001. Education and economic growth. (n.p.): Harvard University.

Brockett, Patrick L.; Cooper, William W.; Golden, Linda L.; and Pitaktong, Utai. 1994. A neural network method for obtaining an early warning of insurer insolvency. The Journal of Risk and Insurance 61: 402-424.

Cao, Qing; Leggio, Karyl B.; and Schniederjans, Marc J. 2005. A comparison between Fama and French's model and artificial neural networks in predicting the Chinese stock market. Computers & Operations Research 32: 2499-2512.

Dowrick, Steve. (2002). The contribution of innovation and education to economic growth. Melbourne Institute Economic and Social Outlook Conference.

Fadlalla, Adam and Lin, Chien-Hua. 2001. An analysis of the applications of neural networks in finance. Interfaces 31: 112-122.

Gradstein, Mark and Justman, Moshe. 2002. Education, social cohesion and economic growth. The American Economic Review 92: 1192-1204.

Griliches, Zvi. 1997. Education, human capital, and growth: a personal perspective. Journal of Labor Economics 15: 330-344.

Hamid, Shaikh A. and Iqbal, Zahid. 2004. Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices. Journal of Business Research 57: 1116-1125.

Jorgerson, Dale W. and Fraumeni, Barbara M. 1992. Investment in education and U.S. economic growth. The Scandinavian Journal of Economics 94: 51-70.

Judson, Ruth. 1998. Economic growth and investment in education: how allocation matters. Journal of Economic Growth 3: 337-359.

Jung, Hong-Sang and Thorbecke, Erik. 2003. The impact of public education expenditure on human capital, growth, and poverty in Tanzania. Journal of Policy Modeling 25: 701-725.

Kuan, Chung-Ming and Liu, Tung. 1995. Forecasting exchange rates using feed forward and recurrent neural networks. Journal of Applied Econometrics 10: 347-364.

Law, Rob. 2000. Back-propagation lerning in improving the accuracy of neural network-based tourism demand forecasting. Tourism Management 21: 331-340.

Madrid-Aris, Manuel E. 2000. Education's contribution to economic growth in Cuba. Association for the Study of the Cuba Economy.

Malhotra, Rashmi and Malhotra, D.K. 2003. Evaluating consumer loans using neural networks. Omega 31: 83-96.

Nakamura, Emi. 2005. Inflation forecasting using a neural network. Economics Letters 86: 373-378.

Olson, Dennis and Mossman, Charles. 2003. Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. International Journal of Forecasting 19: 453-465.

Papageorgiou, Chris. 2003. Distinguishing between the effects of primary and post-primary education on economic growth. Review of Development Economics 7: 622-635.

Qi, Min. 1999. Nonlinear predictability of stock returns using financial and economic variables. Journal of Business and Economic Statistic 17: 419-429.

Sianesi, Barbara and Van Reenen, John M. 2003. The returns to education: macroeconomics. Journal of Economic Surveys 17: 157-200.

St. John, Caron H.; Balakrishnan, Nagraj; and Fiet, James O. 2000. Modeling the relationship between corporate strategy and wealth creation using neural networks. Computers & Operations Research 27: 1077-1092.

Thieme, R. Jeffrey; Song, Michael; and Calantone, Roger J. 2000. Artificial neural network decision support systems for new product development project selection. Journal of Marketing Research 37: 499-507.

Tkacz, Greg. 2001. Neural network forecasting of Canadian GDP growth. International Journal of Forecasting 17: 57-69.

Well D.N. (2005). Economic growth. 1st ed. Peason Education.

Zhu, Kejun; Guo Haixiang; Diao Fengqin; and Xu, Sixin. 2008. A better estimate to the contribution rate of education on economic growth in China from 1999 to 2003. Expert Systems with Application 34: 1371-1383.

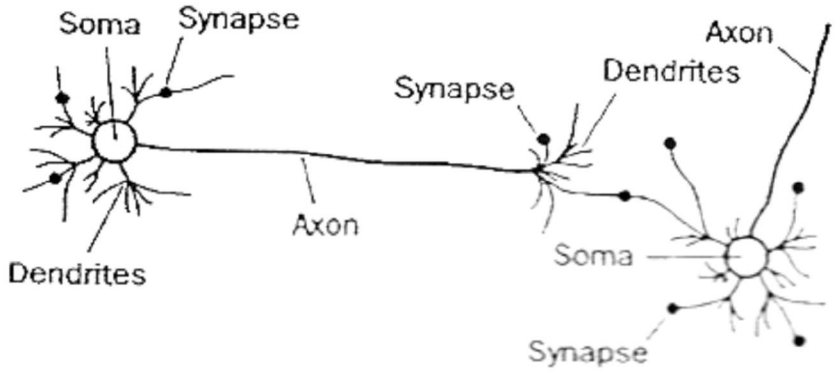
ภาคผนวก

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)[3]

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแนวคิดที่พายามเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ได้และสามารถนำความรู้ไปแก้ปัญหาได้ จุดกำเนิดของโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มต้นในปี 1943 เมื่อ McCuloch และ Pitts แห่งมหาวิทยาลัยชิคาโก ประเทศสหรัฐอเมริกา นำเสนอบทความเรื่อง “Boolean brain” ซึ่งทำให้เกิดการคิดค้นพัฒนารูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ ในเวลาต่อมาและโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำไปใช้อย่างกว้างขวาง

โครงข่ายประสาทของมนุษย์ประกอบด้วยส่วนสำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ ใยประสาท (Nerve fiber หรือ dendrites) ตัวเซล (Cell body หรือ soma) และแกนประสาทนำออก (Axon) โครงข่ายประสาทจะถูกเชื่อมต่อกันด้วยจุดประสานประสาท (Synapse) การส่งสัญญาณระหว่างเซลประสาททำโดยการถ่ายเทสารประกอบโซเดียมและโพแทสเซียม

รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทมนุษย์



ที่มา : เอกสารประกอบการสอนวิชาระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม ดร.พยุง มีสัจ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

จากการทำงานของเซลประสาทหรือนิวรอน (Neural) ดังที่ได้กล่าวมาข้างต้นได้ถูกนำมาจำลองการทำงาน โดยใช้ชื่อว่าโครงข่ายประสาทเทียม

---

3 อ้างอิงจากเอกสารประกอบการสอนวิชาระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม ดร.พยุง มีสัจ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายที่มีค่าอินพุต (Input) เป็นสเกลาร์ (Scalar) 1 อินพุต และมีค่าความเบี่ยงเบน (Bias) เท่ากับ 1 สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

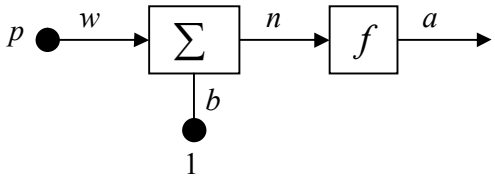
$$n = wp + b \tag{1}$$

$$a = f(n) = f(wp + b) \tag{2}$$

โดยกำหนดให้

p	=	อินพุตสเกลาร์
w	=	ค่าน้ำหนักที่เป็นสเกลาร์
b	=	ค่าความเบี่ยงเบน
n	=	ค่าอินพุตที่ถูกจัดน้ำหนัก
$f(\bullet)$	=	ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function)
a	=	ค่าเอาต์พุตสเกลาร์ (Scalar output)

รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย



ที่มา : เอกสารประกอบการสอนวิชาระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม ดร.พยุง มีสัจ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ฟังก์ชันถ่ายโอนนั้นมีอยู่มากมายหลายชนิด เช่น ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น(Pure linear) และฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์ (Logarithmic sigmoid) เป็นต้น

ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

$$f(n) = n \tag{3}$$

ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์

$$f(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)} \tag{4}$$

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การปรับค่าน้ำหนัก (w) และค่าความเบี่ยงเบน (b) เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมแสดงพฤติกรรมตามที่เราต้องการ กล่าวคือเพื่อให้ค่าเอาต์พุตที่

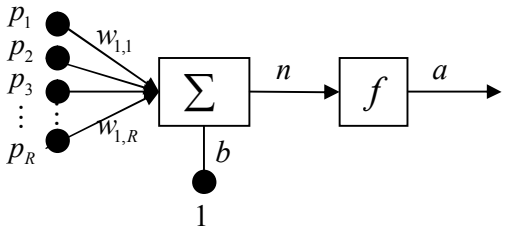
ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากับหรือใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่แท้จริงของชุดข้อมูล ดังนั้น การสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training) ก็คือการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบแอสของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้ได้เอาต์พุตตามที่เราต้องการนั่นเอง

อย่างไรก็ดีในโลกความเป็นจริงตัวแปรที่เกี่ยวข้องมักจะมีมากกว่า 1 ตัว รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายอินพุต จะรับอินพุตในรูปแบบเวกเตอร์ $\mathbf{p} = [p_1 p_2 \cdots p_R]^T$ ซึ่งมีอินพุต R ค่า แล้วคูณด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก $\mathbf{W} = [w_{11} w_{12} \cdots w_{1R}]$ ผ่านฟังก์ชันถ่ายโอนออกมาเป็นเอาต์พุต สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$n = \mathbf{Wp} + b = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + \ldots + w_{1R}p_R + b \quad (5)$$

$$a = f(n) = f(\mathbf{Wp} + b) \quad (6)$$

รูปที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายอินพุต



ที่มา : เอกสารประกอบการสอนวิชาระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม ดร.พยุง มีสัจ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

นอกจากมีอินพุตหลายค่าแล้ว หากมีเอาต์พุตหลายค่าด้วย รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมก็จะเปลี่ยนไป เรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบเป็นชั้น (Layered perceptron) สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$n_S = w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \cdots + w_{SR}p_R + b_S \quad (7)$$

$$a_S = f(n_S) = f(w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \cdots + w_{SR}p_R + b_S) \quad (8)$$

โดยกำหนดให้

S = จำนวนโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง S

R = จำนวนอินพุต มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง R

และสามารถเขียนในรูปแบบเวกเตอร์ได้ดังนี้

$$\mathbf{n} = \mathbf{W}\mathbf{p} + \mathbf{b} \tag{9}$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{f}(\mathbf{n}) = \mathbf{f}(\mathbf{W}\mathbf{p} + \mathbf{b}) \tag{10}$$

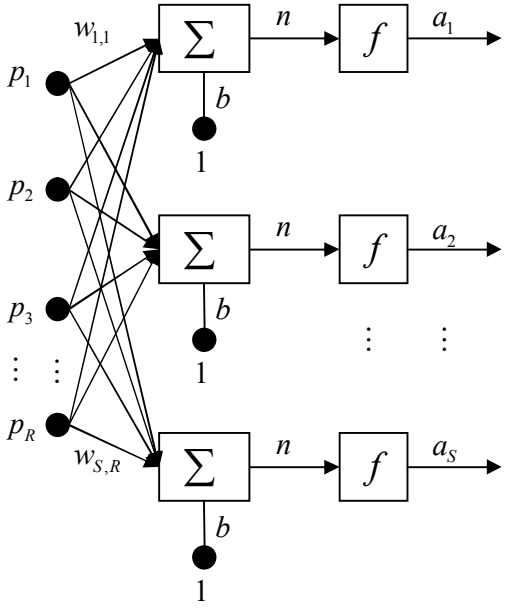
โดยกำหนดให้

$$\mathbf{p} = [p_1 p_2 \cdots p_R]^T$$

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1R} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S1} & \cdots & w_{SR} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{b} = [b_1 b_2 \cdots b_S]^T$$

รูปที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้น



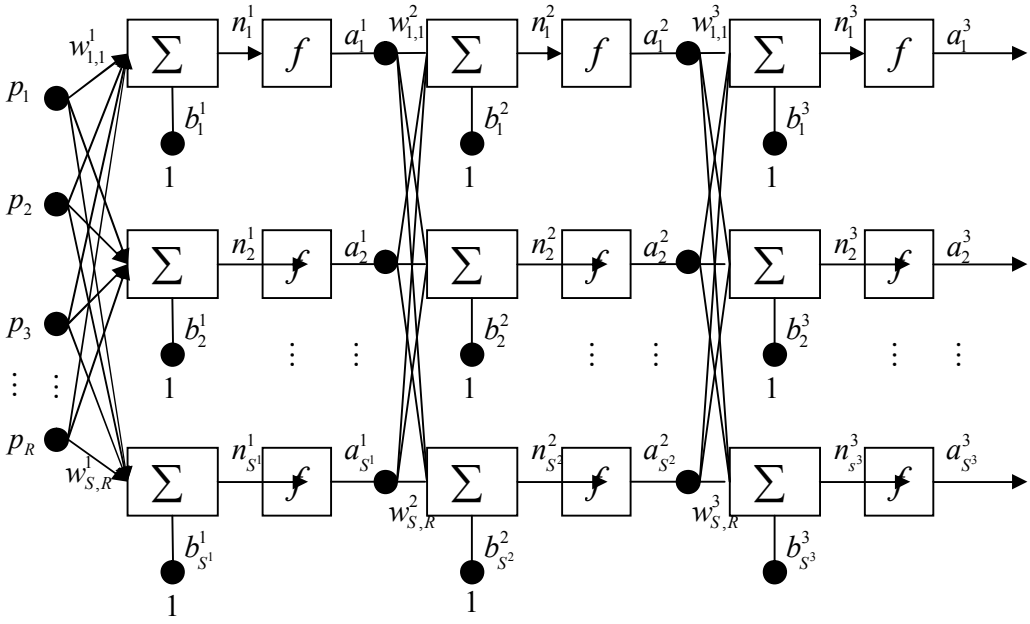
ที่มา : เอกสารประกอบการสอนวิชาระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม ดร.พยุง มีสัจ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

แต่เนื่องจากในโลกความจริงนั้นสิ่งที่เราศึกษาอาจมีความซับซ้อนเป็นอย่างมาก โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเพียงแค่ชั้นเดียวอาจไม่สามารถรองรับความซับซ้อนดังกล่าวได้ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถรองรับความซับซ้อนในโลกความจริงได้จึงต้องใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layered perceptron) ซึ่งเป็นรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่เป็นที่นิยมมากที่สุดเนื่องจากสามารถรองรับความซับซ้อนของปัญหาได้ อาจกล่าวได้ว่าเป็นรูปแบบ

ของโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถรองรับปัญหาได้เกือบทุกประเภท โดยต้องกำหนดจำนวนชั้นและจำนวนโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมาะสม

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นมีลักษณะเหมือนกับการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวมาต่อกันไปเรื่อยๆ ตามจำนวนชั้นที่ต้องการ โดยเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชั้นแรกถูกส่งต่อเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชั้นที่สอง แล้วเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชั้นที่สองส่งต่อเป็นอินพุตให้โครงข่ายประสาทเทียมชั้นที่สาม ส่งต่อกันไปเรื่อยๆ จนถึงโครงข่ายประสาทเทียมชั้นสุดท้ายซึ่งเป็นชั้นเอาต์พุต เช่น โครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้น ดังรูป

รูปที่ 5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้น



ที่มา : เอกสารประกอบการสอนวิชาระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม ดร.พยุง มีสัจ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายยืนยง นิลสยาม เกิดวันที่ 18 มกราคม พ.ศ. 2523 เป็นบุตรของนายรักษ์ นิลสยาม และนางบุญยิ่ง นิลสยาม ภูมิลำเนาฉะเชิงเทรา สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมต้นจากโรงเรียนพนมสารคาม “พนมอดุลวิทยา” ในปีการศึกษา 2537 สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมปลายจากโรงเรียน LeCenter High School ในปีการศึกษา 2540 สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต จากมหาวิทยาลัยมหิดล ในปีการศึกษา 2545 และเข้าศึกษาต่อหลักสูตรเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปี พ.ศ. 2549