

การพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย

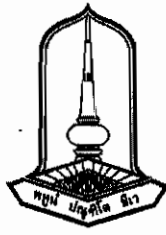
กัญญ์ลภัส มหิพันธ์

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ
พฤศจิกายน 2555
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย

กัญญ์ลภัส มหิพันธ์

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ
พฤศจิกายน 2555
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนางกัญญ์ลภัส มหิพันธ์
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....
(ผศ.ดร.จิรัฏฐา ภูบุญชอบ)

ประธานกรรมการ
(กรรมการบัณฑิตศึกษาประจำคณะ)

.....
(ผศ.ดร.นิภาพร ขุติมันต์)

กรรมการ
(ประธานกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์)

.....
(ผศ.ดร.บังอร กุมพล)

กรรมการ
(กรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์)

.....
(อาจารย์ ดร.นิติพงษ์ ส่งศรีโรจน์)

กรรมการ
(กรรมการบัณฑิตศึกษาประจำคณะ)

.....
(อาจารย์ ดร.มานัดถ์ คำทอง)

กรรมการ
(ผู้ทรงคุณวุฒิ)

มหาวิทยาลัยขอนแก่นให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....
(ศ.ดร.ละออศรี เสนาะเมือง)
คณบดีคณะวิทยาศาสตร์

.....
(รศ.ดร.ณฐนนท์ ตราชู)
ผู้อำนวยการคณบดีบัณฑิตวิทยาลัย
วันที่ 28 เดือน พ.ศ. พ.ศ. 2565

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยสำหรับนิสิตระดับบัณฑิตศึกษาของ
มหาวิทยาลัยมหาสารคาม งบประมาณรายได้ประจำปีงบประมาณ 2555

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิภาพร ชุตินันต์ ประธานกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.บังอร กุมพล กรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์ที่ได้ชี้แนวทางในการศึกษาวิจัยให้ ข้อคิดคำแนะนำในการแก้ไขข้อบกพร่อง และดูแลเอาใจใส่ในทุก ๆ ด้าน

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จิรัฐฐา ภูบุญชอบ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ อาจารย์ ดร.นิตติพงษ์ ส่งศรีโรจน์ อาจารย์บัณฑิตศึกษาภายนอกคณะ และอาจารย์ ดร.มานัดถ์ คำกอง ภาควิชาคณิตศาสตร์และสถิติ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่ กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก ที่กรุณาสละเวลาและให้ข้อเสนอแนะอันเป็นประโยชน์ยิ่ง ซึ่งผู้วิจัยรู้สึกเป็นเกียรติอย่างยิ่ง

ขอกราบขอบพระคุณและขอรำลึกในพระคุณของ คุณพ่อทองสา คุณแม่เรียบ ศรีวิจารณ์ ดต.ประพันธ์ มหิพันธ์ ด.ญ. ปิรญา มหิพันธ์ รวมทั้งญาติพี่น้องตระกูล ศรีวิจารณ์ และมหิพันธ์ ทุก ๆ คน และเพื่อนๆ ร่วมสาขา พี่ๆ เพื่อนๆ และน้องๆ สำนักงานสถิติแห่งชาติ ซึ่งคอยสนับสนุน และเป็นกำลังใจในการศึกษาโดยตลอด จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จผู้วิจัยขอขอบพระคุณไว้ ณ โอกาสนี้ด้วย

กัญญ์ลภัส มหิพันธ์

ชื่อเรื่อง	การพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย		
ผู้วิจัย	นางกัญญ์ลภัส มหิพันธ์		
ปริญญา	วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิทยาการจัดการสถิติ
กรรมการควบคุม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิภาพร ชุติมันต์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.บังอร กุมพล		
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2555

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหารูปแบบของการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย และเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลอง โดยวิธี บ็อก-เจนกินส์ ด้วยค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) และ ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้มีลักษณะโครงสร้าง แบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (Multilayer Perceptron) ที่มีการเรียนรู้แบบแบ็คพรอพาเกชัน อัลกอริทึม (Back-propagation Algorithm) ซึ่งใช้ปัจจัยทางเศรษฐกิจของประเทศเป็นปัจจัยนำเข้า และแบบจำลองโดยวิธี บ็อก-เจนกินส์ ด้วยตัวแบบ SARIMA จากข้อมูลอัตราการว่างงานจริงในประเทศไทย ที่ทำการเก็บรวบรวมโดยสำนักงานสถิติแห่งชาติ ตั้งแต่ เดือน มกราคม 2546 ถึง เดือน ธันวาคม 2553 เป็นจำนวน 96 เดือน

ผลการศึกษาพบว่า การพยากรณ์ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ ได้แก่ จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนกำลังแรงงานที่รอดฤดูกาล จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ จำนวนผู้ได้รับการบรรจุงาน การใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีผลิตภาพแรงงานภาคอุตสาหกรรม ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ตัวแบบที่ 1(ANN-1) 12-11-1 ได้ค่า MAPE เท่ากับ 65.3538 และ RMSE 0.9428 ส่วนแบบจำลอง SARIMA (1,1,0)₁₂ ได้ค่า MAPE เท่ากับ 16.1070 และ RMSE 0.3170 ตามลำดับ

ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้เมื่อประเมินประสิทธิภาพด้วยค่า MAPE และค่าRMSE แบบจำลอง SARIMA จึงมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และได้สมการพยากรณ์ คือ $\hat{Y}_t = 0.639749Y_{t-12}$

คำสำคัญ: อัตราการว่างงาน; การพยากรณ์; โครงข่ายประสาทเทียม

TITLE The Unemployment Rate Forecasting in Thailand
AUTHOR Mrs. Kanlapat Mahipan
DEGREE Master Degree of Science **MAJOR** Management Science Statistics
COMMITTEE Asst. Prof. Nipapron Chutiman, Ph.D.
 Asst. Prof. Bungon Kumpon, Ph.D.
UNIVERSITY Mahasarakham University **YEAR** 2012

ABSTRACT

This research was aimed to predict the rate of unemployment in Thailand and to compare the accuracy between two models, --- i.e. artificial neural network and Box-Jenkins with SARIMA model, by the root mean squared error, RMSE, and the mean absolute percentage error, MAPE. The neural networks, the multilayer perceptron, with the back propagation algorithm was used with the economic factors as an input variable. The Box - Jenkins with SARIMA model from unemployment rate in Thailand was also constructed. The secondary data from NATIONAL STATISTICAL OFFICE, January 2003 to December 2010 with 96 months, were used.

The results showed that the neural network model (ANN-1) 12-11-1 with the forecast for economic factors,---viz. the total number of passers, the total labor force for the season, the compulsory insurance, the job has been filled, the new register, the electricity usage, industry labor productivity index, private investment index, Thai economic indicator, industrial production index, the stock exchange index, index for industrial workers, car sales, and the sales quantity for motorcycles, showed the best results with the MAPE and the RMSE as 65.3538 and 0.9428, respectively. The SARIMA (1,1,0)₁₂ got the MAPE and RMSE as 16.1070 and 0.3170, respectively.

In this study, SARIMA model is higher accuracy in predicting than the artificial neural networks, and the forecast equation is $\hat{Y}_t = 0.639749Y_{t-12}$.

Keywords: Unemployment Rate; Forecasting; Artificial Neural Networks: ANN

สารบัญ

	หน้า
กิตติกรรมประกาศ	ก
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญภาพประกอบ	ช
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ภูมิหลัง	1
1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย	3
1.3 ความสำคัญของการวิจัย	4
1.4 ขอบเขตของการวิจัย	4
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ	4
บทที่ 2 ปรัชญาเอกสารข้อมูล	8
2.1 ทฤษฎีและแนวคิดเกี่ยวกับการมีงานทำและการว่างงาน	8
2.2 ข้อมูลด้านแรงงานและข้อมูลด้านเศรษฐกิจ	17
2.3 วิธี Box-Jenkins ด้วยแบบจำลอง SARIMA	21
2.4 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)	33
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	45
2.5.1 งานวิจัยในประเทศ	45
2.5.2 งานวิจัยต่างประเทศ	48
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	51
3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล	51
3.2 การกระทำข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูล	51
3.3 ค่าสถิติที่ใช้วัดประสิทธิภาพตัวแบบ	62
บทที่ 4 ผลการวิจัย	63
4.1 ผลการทดสอบแบบจำลองบ็อก-เจนกินส์	63
4.2 ผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	74
4.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง	79
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	81
5.1 สรุปผล	81
5.2 อภิปรายผล	82
5.3 ข้อเสนอแนะ	83
เอกสารอ้างอิง	86

หน้า

ภาคผนวก	93
ภาคผนวก ก รายละเอียดแบบจำลองบ็อก-เจนกินส์	94
ภาคผนวก ข รายละเอียดแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	120
ประวัติย่อผู้วิจัย	137



บัญชีตาราง

	หน้า
ตาราง 2.1 ลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ ARIMA (p, d, q)	30
ตาราง 4.1 ผลการทดสอบ Unit Root Test ของข้อมูลอนุกรมเวลา อัตราการว่างงานรายเดือน	66
ตาราง 4.2 แบบจำลอง SARIMA 1	69
ตาราง 4.3 แบบจำลอง SARIMA 2	70
ตาราง 4.4 การเปรียบเทียบค่าสถิติที่สำคัญในการประเมินค่าพารามิเตอร์จากแบบจำลอง และตรวจสอบแบบจำลอง	71
ตาราง 4.5 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ	75
ตาราง 4.6 ค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรอิสระ พ.ศ. 2546-2553	76
ตาราง 4.7 ผลการวัดประสิทธิภาพการฝึกสอนและการทดสอบแบบจำลองโดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียม	78
ตาราง 4.8 สรุปค่าสถิติ RMSE และ MAPE ของการเปรียบเทียบแบบจำลอง SARIMA และ ANN	80

บัญชีภาพประกอบ

			หน้า
ภาพประกอบ	2.1	ตำแหน่งงานว่างในตลาดเดียว	14
ภาพประกอบ	2.2	ตำแหน่งงานว่างเมื่อมีความแตกต่างในอุปทานของแรงงาน	15
ภาพประกอบ	2.3	ตำแหน่งงานว่างเมื่อมีความแตกต่างในอุปสงค์แรงงาน	15
ภาพประกอบ	2.4	โครงสร้างระบบประสาทในสมอง	34
ภาพประกอบ	2.5	กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในโหนดย่อย	38
ภาพประกอบ	2.6	จุด Local Minimum และ Global Minimum	38
ภาพประกอบ	2.7	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ	41
ภาพประกอบ	2.8	กรณี Over Fitting	42
ภาพประกอบ	3.1	แผนผังแสดงขั้นตอนการวิเคราะห์ของแบบจำลอง SARIMA (P, D, Q)	57
ภาพประกอบ	4.1	ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงาน ปี 2544 ถึง 2553	63
ภาพประกอบ	4.2	ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงานรายเดือน ปี 2546 ถึง 2553	64
ภาพประกอบ	4.3	ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงานหลังปรับข้อมูลที่มีความผิดปกติ ปี 2544-2545 ออกเป็นข้อมูล ปี 2546 ถึง 2553	64
ภาพประกอบ	4.4	ลักษณะคอเรโลแกรม (Correlogram) ของข้อมูลอัตราการว่างงาน ปี 2546 ถึง 2553	65
ภาพประกอบ	4.5	ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงาน ปี 2546 ถึง 2553 ที่หา Differences ลำดับที่ 1 ($d=1$)	67
ภาพประกอบ	4.6	ลักษณะคอเรโลแกรม (Correlogram) ของข้อมูลอัตราการว่างงาน ปี 2546 ถึง 2553 ที่หา Differences ลำดับที่ 1 ($d=1$)	67
ภาพประกอบ	4.7	ลักษณะการการแจกแจงปกติของความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองที่ 1	71
ภาพประกอบ	4.8	ลักษณะการการแจกแจงปกติของความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองที่ 2	71
ภาพประกอบ	4.9	ACF และ PACF ของค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองที่ 2	72
ภาพประกอบ	4.10	ค่าความคลาดเคลื่อนผลการพยากรณ์กับข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA (1,1,0) ₁₂	73
ภาพประกอบ	4.11	การเปรียบเทียบระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA (1,1,0) ₁₂	73
ภาพประกอบ	4.12	ช่วงความเชื่อมั่นระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA (1,1,0) ₁₂	74
ภาพประกอบ	4.13	เปรียบเทียบผลการเรียนรู้ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 4 ตัวแบบ	79

หน้า

ภาพประกอบ	4.14	เปรียบเทียบผลการทดสอบของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ทั้ง 4 ตัวแบบ	79
ภาพประกอบ	4.15	ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย จากตัวแบบ SARIMA (1,1,0) ₁₂ ตัวแบบ ANN-1 และ อัตราการว่างงานจริง	80

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ภูมิหลัง

สำนักงานสถิติแห่งชาติเป็นหน่วยงานที่รับผิดชอบในการเก็บรวบรวมข้อมูลทั้งด้านเศรษฐกิจและสังคมของประเทศโดยใช้วิธีการทำสำมะโน และการสำรวจข้อมูลทั้งในระดับประเทศ ภาค และจังหวัด ซึ่งหนึ่งในโครงการสำรวจที่สำคัญที่ต้องเก็บรวบรวมข้อมูลทุกเดือน คือ การสำรวจภาวะการทำงานของประชากร ซึ่งเป็นโครงการที่มีวัตถุประสงค์เพื่อประมาณจำนวน และลักษณะของกำลังแรงงานและการว่างงานภายในประเทศ และจังหวัดต่างๆ โดยในการประมวลผลใช้วิธีการประมาณค่ายอดรวมของตัวอย่างสามเดือนรวมกันโดยการใช้สูตรการประมาณค่าประชากร จากวิธีการดังกล่าวที่ต้องรอให้ข้อมูลทั้งสามเดือนมารวมกันทำให้เกิดความล่าช้าในการออกผลของตัวเลขอัตราการว่างงานในแต่ละเดือน ซึ่งเกิดจากขั้นตอนหลายๆ ขั้นตอน เริ่มตั้งแต่การเก็บรวบรวมข้อมูลในแต่ละจังหวัดทำการบรรณาธิกรด้วยมือแล้วส่งแบบสอบถามเข้าส่วนกลางเพื่อทำการประมวลผลข้อมูลในแต่ละเดือน แต่ในการประมวลผลข้อมูลแต่ละเดือนจะต้องรอให้เก็บข้อมูลให้ได้ครบสามเดือนจึงจะเพียงพอสำหรับตัวอย่างก่อนที่จะประมวลผล สามารถออกผลตัวเลขได้ จากขั้นตอนดังกล่าว ส่งผลให้ข้อมูลอัตราการว่างงานที่มีหลายหน่วยงานต้องการที่จะนำตัวเลขไปใช้ในการวางแผนทำให้ ไม่ทันต่อความต้องการของผู้ใช้ ซึ่งตัวเลขการว่างงาน เป็นเครื่องชี้ภาวะเศรษฐกิจ อัตราการว่างงานในประเทศจะเป็นปัจจัยหนึ่งที่สามารถบอกภาวะเศรษฐกิจได้ เช่น ในช่วงเศรษฐกิจตกต่ำ อัตราการว่างงานค่อนข้างสูง ในช่วงภาวะเศรษฐกิจขยายตัว อัตราการว่างงานจะลดลง แม้ในช่วงที่เศรษฐกิจรุ่งเรือง การจ้างงานขยายตัวมากจนถึงระดับการจ้างงานเต็มที่ (Full Employment) อัตราการว่างงานก็ยังมีค่ามากกว่าศูนย์ เรียกอัตราการว่างงาน ณ ระดับการจ้างงานเต็มที่ว่าอัตราการว่างงานตามธรรมชาติ (The Natural Rate of Unemployment) หรืออัตราการว่างงานที่เป็นเป้าหมาย (The Target Rate of Unemployment) จะถือว่า การว่างงานดังกล่าวไม่เป็นปัญหาทางเศรษฐกิจ เป็นเครื่องชี้อัตราการว่างงานในประเทศซึ่งสามารถใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการวางแผนแก้ปัญหาโดยการดำเนินนโยบายสร้างงานให้แก่แรงงานของประเทศเพื่อให้มีรายได้ใช้จ่ายในการบริโภค และประเทศสามารถใช้ประโยชน์จากแรงงานได้อย่างเต็มที่ เกิดผลดีแก่เศรษฐกิจด้านแรงงานและของประเทศ เป็นเครื่องชี้การจัดทำงบประมาณการจ่ายเงินชดเชยการว่างงาน ในประเทศ ที่มีระบบประกันสังคม มีกองทุนจ่ายเงินทดแทนการว่างงาน กองทุนจะต้องจัดทำงบประมาณรายจ่ายเงินทดแทนการว่างงานซึ่งต้องอาศัยตัวเลขอัตราการว่างงาน นโยบายการเงิน รัฐบาลควรใช้มาตรการทางการเงินเพื่อเพิ่มปริมาณเงินหมุนเวียนในประเทศ ซึ่งจะมีผลทำให้อัตราดอกเบี้ยลดลง การลงทุนของประเทศสูงขึ้น การผลิต การจ้างงานขยายตัว ทางด้านนโยบายการคลัง รัฐบาลต้องเพิ่มการใช้จ่ายและลดอัตราภาษีให้เหมาะสมกับภาวะเศรษฐกิจเพื่อกระตุ้นการผลิตการส่งออกและการบริโภค ส่งผลให้การจ้างงานสูงขึ้น นโยบายการศึกษา การวางแผนการศึกษาให้กับประชาชนโดยเฉพาะผู้ที่อยู่ในวัยศึกษา และต้องกำหนดโครงสร้างการศึกษาให้เหมาะสมกับโครงสร้างทางเศรษฐกิจของประเทศ ให้การศึกษาที่ตรงความต้องการของตลาด และความจำเป็นของประเทศ

จากความจำเป็นในเรื่องนี้ผู้วิจัยจึงได้เล็งเห็นถึงความสำคัญในความต้องการของผู้ใช้ ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้สนใจศึกษาหารูปแบบการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทยเพื่อให้ได้รูปแบบที่เหมาะสมใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอัตราการว่างงานให้ทันสมัยตรงตามความต้องการของผู้ใช้ ซึ่งจะนำไปใช้เพื่อวางแผนและกำหนดนโยบายด้านแรงงานที่มีปัญหามากขึ้นทุกปี

การพยากรณ์หรือคาดการณ์อัตราการว่างงานในอนาคตถือเป็นจุดเริ่มต้นเรื่องของการวางแผนการพัฒนาภาคการศึกษา ภาคอุตสาหกรรม หรือแม้กระทั่งการส่งเสริมภาคเกษตรกรรม ซึ่งจะส่งผลถึงการตัดสินใจการบริหารจัดการด้านความเสี่ยงต่างๆ ช่วยในการประเมินการคาดการณ์ล่วงหน้า นอกจากการพยากรณ์ด้านการบริหารจัดการองค์กรแล้วผู้บริหารระดับสูงขององค์กรยังใช้ การพยากรณ์เพื่อวางแผนกลยุทธ์องค์กร ในระยะยาวผู้ลงทุนใช้การพยากรณ์เพื่อดูแนวโน้มความเสี่ยง ที่ไม่แน่นอนหน่วยงานของรัฐใช้การพยากรณ์เพื่อวางนโยบายระดับชาติ เช่น วัตถุประสงค์เจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ รายได้ประชาชาติ เป็นต้น (เมตตา โกศินานนท์, 2549: 218 อ้างอิงจาก เกียรติศักดิ์ จันทร์แก้ว, 2544: 51)

เครื่องมือที่นิยมนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้าชนิดหนึ่งคือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Model: ANN) ซึ่งเป็นวิธีการจำลองกระบวนการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ที่มีการรับส่งข้อมูลผ่านโครงข่ายมีการแปลงสัญญาณในนิวรอลด้วยฟังก์ชันบางอย่างก่อนจะส่งเป็นข้อมูลขาออก (Output) แล้วจึงส่งเป็นข้อมูลขาเข้า (Input) ของนิวรอลตัวต่อไป (จิตติ ต้นเสณีย์, 2549: 3) จึงได้ถูกนำมาใช้แก้ปัญหาทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น โดยเฉพาะการนำมาใช้กับข้อมูลที่มีลักษณะไม่เชิงเส้นและความซับซ้อน

เหตุผลที่เลือกใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทยเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงของอัตราการว่างงานประเทศไทยมีการเปลี่ยนแปลงที่ไม่เป็นเชิงเส้นและยังมีการเปลี่ยนแปลงที่เกิดจากปัจจัยภายนอกอื่นๆ ทั้งจากปัจจัยทางเศรษฐกิจจากภายในและภายนอกประเทศ ซึ่งแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำปัจจัยต่างๆ เหล่านี้มาใช้เป็นข้อมูลขาเข้าเพื่อนำไปใช้ในการเรียนรู้และจดจำใช้ในการพยากรณ์ได้ และด้วยโครงสร้างที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ มีความยืดหยุ่นไม่ตายตัว และไม่ทำการผูกค่างกับตัวแปรของสมการใดสมการหนึ่งการเรียนรู้โดยผ่านการทบทวนการป้อนรูปแบบของข้อมูลขาเข้า และข้อมูลขาออกไปยังโครงข่ายซ้ำเรื่อยๆ ซึ่งเป็นการจำลองกระบวนการเรียนรู้และจดจำของสมองมนุษย์นั่นเอง

นอกจากนี้เครื่องมือการวิเคราะห์ทางเทคนิคมากมายที่ใช้ในการคาดการณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย ซึ่งช่วยในการวางแผนด้านกำลังแรงงานนอกจากนี้แล้วการพยากรณ์โดยใช้เครื่องมือทางสถิติก็เป็นที่ยอมรับในการพยากรณ์ส่วนใหญ่จะเป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) ที่ใช้การเคลื่อนไหวขึ้นลงของข้อมูลเป็นระยะเวลาสั้นพอที่จะสังเกตเห็นแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงเป็นเส้นตรง (เมื่อข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงคงที่) หรือเส้นโค้ง (เมื่อข้อมูลมีอัตราการเปลี่ยนแปลงที่ไม่คงที่)

วิธี บ็อก-เจนกินส์ (Box-Jenkins) SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model) เป็นวิธีหนึ่งที่ทำให้ค่าพยากรณ์ในระยะสั้นที่ตีมาก ทั้งนี้เพราะวิธีนี้มีค่าเฉลี่ยของความคาดเคลื่อนกำลังสองของการพยากรณ์ที่ได้ต่ำกว่าเมื่อเทียบกับวิธีอื่นๆ เช่น การวิเคราะห์แนวโน้ม วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล และวิธีถดถอยเชิงพหุ เป็นต้น อีกทั้งในการจัดทำสมการและการพยากรณ์ยังมีความยุ่งยาก และซับซ้อนน้อยกว่าวิธีการพยากรณ์วิธีอื่นๆ แบบจำลอง

SARIMA เป็นแบบจำลองที่พัฒนาโดย George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins ในปี ค.ศ. 1970 โดยมีวิธีจัดความซับซ้อนของการพยากรณ์เมื่อมีอิทธิพลของแนวโน้มเข้ามาเกี่ยวข้อง โดยมี ส่วนประกอบหลัก 3 ส่วน ได้แก่ แบบจำลอง Auto Regressive (AR) กระบวนการ Integrated และ แบบจำลอง Moving Average (MA) ซึ่งเป็นที่มาของคำว่า ARIMA นั้นเอง

สำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติเป็นวิธีการที่ใช้กันมาจนถึงปัจจุบันซึ่งวิธีการเหล่านี้ใช้ ข้อมูลอดีตวิเคราะห์หาตัวแบบอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตที่เก็บตามลำดับเวลา และใช้ตัวแบบนั้นในการพยากรณ์ค่าสังเกตในอนาคต วิธีการวิเคราะห์มีอยู่หลายวิธี และวิธีที่นิยมใช้กัน อย่างแพร่หลายคือ วิธี Box-Jenkins วิธีการนี้ผู้ที่ทำการพยากรณ์ทางสถิติจะต้องมีความรู้ ความเข้าใจ และความชำนาญเกี่ยวกับวิธีการที่จะเลือกใช้ ซึ่งมีข้อสมมติว่าลักษณะความสัมพันธ์ของค่าสังเกต ปัจจุบันเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของค่าสังเกตในอดีต และหากมีค่าผิดปกติ (Outlier) จะส่งผลให้การ ประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบเอนเอียง (Bias) ได้และไม่สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่อยู่ใน รูปแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) จึงไม่สามารถใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับแบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียมเป็นวิธีการที่นำปัจจัยที่มีผลต่อการว่างงานมาทำการประมวลผลผ่านกระบวนการเรียนรู้ ของตัวแบบก่อนที่จะทำการพยากรณ์ซึ่งสามารถใช้ได้กับข้อมูลในรูปแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear Approach) ซึ่งเป็นวิธีที่พยายามอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูล ซึ่งแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม เป็นตัวแบบที่นิยมใช้ในปัจจุบัน นักวิจัยจำนวนมากได้หันมาใช้เทคนิคโครงข่าย ประสาทเทียม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ และได้มีการนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมา ประยุกต์ใช้ในงานต่าง ๆ เช่น การพยากรณ์อากาศ การพยากรณ์หุ้นในตลาดหลักทรัพย์ การพยากรณ์ ราคาทอง เป็นต้น โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมไม่สนใจว่าข้อมูลมีการแจกแจงอย่างไร ข้อมูลมีปัจจัย และสิ่งรบกวนภายนอกมากน้อยหรือไม่ วิธีการนี้มีความยืดหยุ่นสูงกว่าการใช้โครงสร้างทางสถิติ และ คณิตศาสตร์ อีกทั้งโครงข่ายยังสามารถปรับตัวเองให้ทำงานในสภาพที่เปลี่ยนแปลงไปได้และที่สำคัญจะ ไม่มีข้อตกลงเบื้องต้นเหมือนวิธีทางสถิติทั่วไป โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายสมองมนุษย์ทำให้เชื่อว่าผลที่ได้จากแบบจำลองจะคล้ายคลึงกับ การคิดและตัดสินใจของมนุษย์นอกจากนั้นด้วยความเป็นเครื่องมือทางอิเล็กทรอนิกส์จึงทำให้สามารถ ทำงานได้เกินขอบเขตของความสามารถในการคำนวณของมนุษย์ (บุชรา ลิ้มพิพัฒนางกูร, 2549: 219 อ้างอิงจาก เกียรติศักดิ์ จันทร์แก้ว, 2544: 62)

ดังนั้นจากปัญหาที่กล่าวมาข้างต้น ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะนำแบบจำลองโครงข่ายประสาท เทียม และแบบจำลอง SARIMA มาใช้เพื่อเปรียบเทียบหาโมเดลที่เหมาะสมที่สุดเพื่อใช้ในการพยากรณ์ อัตราการว่างงานในประเทศไทย

1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย

1.2.1 เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์อัตราการว่างงานของประเทศไทยด้วยแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลอง SARIMA

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์อัตราการว่างงานของ ประเทศไทยระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลอง SARIMA

1.3 ความสำคัญของการวิจัย

ได้แบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราการว่างงานในภาพรวมของประเทศไทย เพื่อเป็นแนวทางในการวางแผนเกี่ยวกับการแก้ไขปัญหาการว่างงานในภาพรวมของประเทศไทย โดยกระทรวงแรงงานได้นำไปใช้ในการวางแผนด้านกำลังคนในภาพรวมของประเทศ

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นลักษณะการพัฒนาเพื่อให้ได้แบบจำลอง โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิรายเดือน จำนวน 120 เดือน ตั้งแต่ ปี 2544 ถึง 2553 ดังนี้

1.4.1 วิธี Box-Jenkins ด้วยแบบจำลอง SARIMA ใช้ข้อมูลอัตราการว่างงาน จากสำนักงานสถิติแห่งชาติ

1.4.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ใช้ข้อมูลอัตราการว่างงาน จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล จากสำนักงานสถิติแห่งชาติ ข้อมูลจำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ จำนวนผู้บรรจุนาน ที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลทุติยภูมิจาก กรมการจัดหางาน ข้อมูลการใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้น ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ ดัชนีผลผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรม ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม จากธนาคารแห่งประเทศไทย

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1 อัตราการว่างงาน (Unemployment Rate) หมายถึง จำนวนผู้ว่างงาน ในประเทศ เมื่อเทียบกับกำลังแรงงานทั้งหมดของประเทศ ทั้งนี้ผู้ว่างงาน หมายถึง บุคคลที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป ซึ่งในสัปดาห์แห่งการสำรวจมีลักษณะอย่างหนึ่งอย่างใด ดังต่อไปนี้

1.5.1.1 ไม่ได้ทำงาน และไม่มียานประจำ แต่ได้หางาน สมัครงานหรือรอการบรรจุใน ระหว่าง 30 วันก่อนสัมภาษณ์

1.5.1.2 ไม่ได้ทำงาน และไม่มียานประจำ และไม่ได้หางาน ทำในระหว่าง 30 วันก่อนวัน สัมภาษณ์ แต่พร้อมที่จะทำงานในสัปดาห์แห่งการสำรวจ

1.5.2 กำลังแรงงานรวม (Total Labor Force) หมายถึง บุคคลทุกคนที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป ในสัปดาห์แห่งการสำรวจเป็นผู้มีงานทำ หรือว่างงาน หรือรอฤดูกาลที่เหมาะสมเพื่อที่จะทำงานและ ตามปกติจะทำงานโดยไม่ได้รับสิ่งตอบแทนในไร่นาเกษตรหรือธุรกิจซึ่งทำตามฤดูกาลโดยมีหัวหน้า ครว้เรือน หรือสมาชิกคนอื่นๆ ในครัวเรือนเป็นเจ้าของหรือผู้ดำเนินการ

1.5.3 กำลังแรงงานที่รอฤดูกาล หมายถึง บุคคลที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป ในสัปดาห์แห่งการสำรวจ เป็นผู้ไม่เข้าข่ายคำนิยามของผู้มีงานทำ หรือผู้ว่างงาน แต่เป็นผู้รอฤดูกาลที่เหมาะสมเพื่อที่จะทำงาน

และเป็นบุคคลที่ตามปกติ จะทำงานที่ไม่ได้รับสิ่งตอบแทนในไร่นาเกษตร หรือธุรกิจซึ่งทำกิจกรรมตามฤดูกาลโดยมีหัวหน้าครัวเรือนหรือสมาชิกคนอื่น ๆ ในครัวเรือนเป็นเจ้าของหรือผู้ดำเนินการ

1.5.4 ดัชนีผลผลิตภาพแรงงานภาคอุตสาหกรรม (Labor Productivity Index) หมายถึง ดัชนีผลผลิตในปีปัจจุบัน ต่อดัชนีแรงงานในปีปัจจุบัน

1.5.4.1 ดัชนีผลผลิตในปีปัจจุบัน (The Index of Output in the Current Year) หมายถึง มูลค่าผลผลิตของอุตสาหกรรมในปีปัจจุบัน ต่อมูลค่าผลผลิตของอุตสาหกรรมในปี พ.ศ. 2531

1.5.4.2 ดัชนีแรงงานในปีปัจจุบัน (The Index of Labour in the Current Year) หมายถึง จำนวนผู้มีงานทำของอุตสาหกรรมในปีปัจจุบัน ต่อจำนวนผู้มีงานทำของอุตสาหกรรมในปี พ.ศ. 2531 ดัชนีผลผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรม ใช้วัดถึง ประสิทธิภาพของแรงงานในภาคอุตสาหกรรม โดยพิจารณาเทียบกับปีฐาน การเพิ่มขึ้นของดัชนีผลผลิตภาพ แรงงานอุตสาหกรรม หมายถึง แรงงานโดยเฉลี่ยมีความสามารถเพิ่มขึ้นสามารถผลิต Output ได้เพิ่มขึ้น โดยใช้จำนวน Input และเวลาในการผลิตเท่าเดิม

1.5.5 จำนวนผู้บรรจุนงาน หมายถึง ผู้สมัครงานผ่านบริการจัดหางานของกรมการจัดหางาน และได้รับการบรรจุนงานภายในระยะเวลาการหางาน 12 สัปดาห์ การจัดคนให้เหมาะสมกับตำแหน่งงาน การบรรจุนบุคคลเข้าทำงานเป็นกิจกรรมต่อจากการคัดเลือก ซึ่งมีวิธีการบรรจุนบุคคลเข้าทำงานครั้งละ 1 คนต่อตำแหน่งที่ว่าง 1 ตำแหน่ง และการบรรจุนบุคคลเข้าทำงานครั้งละ 3 คน ต่อตำแหน่งที่ว่าง 1 ตำแหน่ง และให้หน่วยงานคัดเลือกผู้มีความเหมาะสมที่สุดไว้ 1 ที่เหลืออีก 2 คน กลับมารอในบัญชีรายชื่อการบรรจุนครั้งต่อไป

1.5.6 ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ หมายถึง ปริมาณการจำหน่ายสินค้าอุตสาหกรรมในประเทศประเภทรถยนต์เป็นระดับปริมาณการจำหน่ายสินค้าอุตสาหกรรมที่โรงงานผลิตและจำหน่ายออกจากโรงงานของผู้ประกอบการในเดือนนั้น

1.5.7 ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Index) หมายถึง ดัชนีที่สะท้อนความเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ทั้งหมด โดยคำนวณจากหุ้นสามัญจดทะเบียนทุกตัวในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (รวมหน่วยลงทุนของกองทุนรวมอสังหาริมทรัพย์ที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์) ยกเว้นหุ้นที่ถูกขึ้นเครื่องหมาย SP เกิน 1 ปี

1.5.8 ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน หมายถึง ดัชนีชี้ทิศทางการลงทุนภาคเอกชน ประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ได้แก่ พื้นที่รับอนุญาตก่อสร้างในเขตเทศบาล ปริมาณจำหน่ายปูนซีเมนต์ในประเทศ มูลค่าการนำเข้าสินค้าทุน ณ ราคาคงที่ ปริมาณจำหน่ายรถยนต์เชิงพาณิชย์ มูลค่าการจำหน่ายเครื่องจักรและอุปกรณ์ในประเทศ ณ ราคาคงที่ แต่ละองค์ประกอบ จะใช้ข้อมูลที่ปรับฤดูกาลและเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน ยกเว้นพื้นที่รับอนุญาตก่อสร้างซึ่งเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน

1.5.9 จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ หมายถึง ข้อมูลจำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ (มาตรา 33) และจำนวนผู้ใช้บริการของผู้ประกันตนกรณีว่างงาน ที่มารายงานตัวเท่านั้น ลูกจ้างที่มีอายุไม่ต่ำกว่า 15 ปีบริบูรณ์ และไม่เกินหกสิบปีบริบูรณ์เป็นผู้ประกันตน ลูกจ้างซึ่งเป็นผู้ประกันตนอยู่แล้วตามวรรคหนึ่งเมื่อมีอายุครบหกสิบปีบริบูรณ์และยังเป็นลูกจ้างของนายจ้างซึ่งอยู่ภายใต้บังคับแห่งพระราชบัญญัตินี้ให้ถือว่าลูกจ้างนั้นเป็นผู้ประกันตนตามมาตรา 33

1.5.10 การใช้กระแสไฟฟ้า หมายถึง ปริมาณการใช้กระแสในประเทศไทยประจุไฟฟ้าที่เลื่อนไหลในวงจรไฟฟ้าต่อหน่วยวินาที เรียกว่า ปริมาณกระแสไฟฟ้าไหล แอมแปร์ คือประจุไฟฟ้า 1 คูლობ์เคลื่อนที่ผ่านพื้นที่หน้าตัดของขดลวดในเวลา 1 วินาที และหน่วยของกระแสไฟฟ้าเป็นแอมแปร์

1.5.11 ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม (Labor Input Index) หมายถึง การวัดกำลังแรงงานที่ใช้ในการผลิตภาคอุตสาหกรรม โดยจะพิจารณาเปรียบเทียบกับกำลังแรงงานในปีฐาน การเพิ่มขึ้นของดัชนีแรงงานอุตสาหกรรม หมายถึงการจ้างงานเพิ่มมากขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับปีฐาน อันสะท้อนถึงรายได้ของแรงงานในภาคอุตสาหกรรม ซึ่งมีบทบาทเป็นผู้บริโภคด้วยอีกทางหนึ่ง

1.5.12 ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย (Index Directs the Thai Economy) หมายถึง ดัชนีผสมจากตัวแปรเศรษฐกิจหลายตัวซึ่งมีลักษณะนำภาวะเศรษฐกิจในปัจจุบัน ตัวอย่าง เช่น คำขออนุญาตก่อสร้างจะเกิดขึ้นก่อนที่จะมีการก่อสร้าง หรือคำสั่งซื้อสินค้าจากต่างประเทศเกิดขึ้นก่อนที่จะมีการผลิตตามคำสั่งดังกล่าว เป็นต้น ดังนั้นหากเราติดตามเผ่าดูการเคลื่อนไหวของดัชนีชี้นำเหล่านี้ในปัจจุบัน เราก็สามารถนำมาคาดคะเนได้ว่าในอนาคตจะเกิดอะไรขึ้น เช่น ถ้าคำขออนุญาตก่อสร้างลดลงในขณะนี้ เราก็คาดเดาได้ว่าอีกประมาณ 5-6 เดือน ธุรกิจการก่อสร้างจะซบเซา ทั้ง ๆ ที่ในเวลาปัจจุบันธุรกิจก่อสร้างอาจยังคงดำเนินกิจกรรมเป็นปกติตามคำสั่งซื้อที่ได้ขออนุญาตไว้แล้วในอดีต

1.5.13 ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index) หมายถึง ดัชนีที่บอกระดับการผลิตของภาคอุตสาหกรรม เปรียบเทียบกับการเปลี่ยนแปลงเดือน ต่อเดือน และมีการเปรียบเทียบกับ ข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม ของปีฐาน พ.ศ. 2538 ซึ่ง อุตสาหกรรมที่นำมาใช้จัดทำดัชนี ประกอบด้วย อุตสาหกรรมหลัก 45 รายการ เช่น สิ่งทอ ยานยนต์ ปิโตรเลียม เครื่องดื่ม อาหาร วัสดุก่อสร้าง ยาสูบ และอื่นๆ โดยการคิดถ่วงน้ำหนักรวม เท่ากับ 62.4 ของผลผลิตอุตสาหกรรมทั้งหมด ในปี พ.ศ.2538 และถ่วงน้ำหนักของอุตสาหกรรม แต่ละประเภทด้วยสัดส่วนมูลค่าเพิ่ม ของการผลิตของอุตสาหกรรมนั้น ๆ ต่อมูลค่ารวมตามบัญชีรายได้ประชาชาติ ในปีฐาน เวลาที่เราเปรียบเทียบ เราจะดูว่า ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม เพิ่มขึ้น หรือ ลดลง เมื่อเทียบกับปีที่แล้ว ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบเดือนเดียวกัน หรือช่วงเวลาเดียวกันของปีนี้ กับปีที่แล้ว นอกจากนั้น เราจะดูข้อมูล โดยใช้ Moving Average เปรียบเทียบว่าตลอด 12 เดือนมีอัตราการเพิ่มขึ้นเท่าไร ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index) ใช้วัดแนวโน้มของผลผลิตสินค้าอุตสาหกรรม โดยดัชนีอุตสาหกรรมจะเพิ่มขึ้นเมื่อเศรษฐกิจมีการขยายตัว และลดลงเมื่อเศรษฐกิจชะลอตัว ในสหรัฐฯ ดัชนีอุตสาหกรรมยังมีผลกระทบต่อภาคการเงินอีกด้วย โดยราคาพันธบัตรจะเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงข้ามกับการเปลี่ยนแปลงของดัชนีอุตสาหกรรม

1.5.14 การพยากรณ์ หมายถึง การคาดการณ์อัตราการว่างงานในอนาคตเป็นรายเดือนจากการผ่านแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลอง SARIMA

1.5.15 วิธี Box-Jenkins ด้วยแบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Method) หมายถึง วิธีการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาตัวแปรเดียวในอดีตจนกระทั่งปัจจุบัน เพื่อพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต โดยจะครอบคลุมผลลัพธ์ที่รวมเอาอนุกรมเวลาที่เป็นฤดูกาลรวมถึงกระบวนการหรือระบบที่ไม่นิ่งด้วย

1.5.16 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Model: ANN) หมายถึง วิธีที่จำลองแบบความสามารถของมนุษย์ ด้านการเรียนรู้จดจำและจำแนกต่างๆ ซึ่งสมองเป็นส่วนสำคัญในการประมวลผล ระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะเลียนแบบการทำงานของระบบสมอง คือส่งผ่านข้อมูลระหว่างกัน โดยเชื่อมต่อเซลล์ประสาท (Neural) เป็นโครงข่ายร่างแหจำนวนมหาศาล และมีการทำงานในลักษณะขนาน เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมมีความยืดหยุ่นในการทำงานสูง และสามารถปรับตัวเองให้ทำงานในสภาพที่เปลี่ยนแปลงไป ถึงแม้ไม่เคยเรียนรู้มาก่อน

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยสรุปได้ดังนี้

- 2.1 ทฤษฎีและแนวคิดเกี่ยวกับการมีงานทำและการว่างงาน
- 2.2 ข้อมูลด้านแรงงานและข้อมูลด้านเศรษฐกิจ
- 2.3 วิธี Box-Jenkins ด้วยแบบจำลอง SARIMA
- 2.4 วิถีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)
- 2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
 - 2.5.1 งานวิจัยในประเทศ
 - 2.5.2 งานวิจัยต่างประเทศ

2.1 ทฤษฎีและแนวคิดเกี่ยวกับการมีงานทำและการว่างงาน

2.1.1 ทฤษฎีการว่างงาน

ในเรื่องของผู้ที่มีงานทำกับผู้ว่างงานอาจมีการเข้าใจผิดกันได้ว่ามีการ แบ่งแยกเป็น 2 กลุ่มออกจากกันโดยเด็ดขาด คือ คนที่ทำงานก็ทำงานไป ส่วนคนที่ไม่ได้ทำงานก็กลายเป็นแรงงาน ส่วนเกินเกาะกลุ่มอยู่ในตลาดแรงงานตลอดไป ซึ่งในความเป็นจริงไม่ได้เป็นเช่นนั้นเราจะสังเกตได้ว่าในแต่ละเดือนจะมีบุคคลจำนวนมากต้องออกจากงาน และอีกจำนวนหนึ่งก็หางานใหม่ทำ ดังนั้น จึงมีการเคลื่อนไหวไปมาระหว่างกลุ่มคนที่ เรียกว่า เป็นบุคคลที่มีงานทำ และกลุ่มคนที่ว่างงานอยู่ตลอดเวลา นอกจากนั้นยังมีการเคลื่อนไหวเข้าๆ ออกๆ ของบุคคลในกำลังแรงงานอีกด้วย

ทฤษฎีที่สำคัญและนิยมใช้สำหรับการอธิบายภาวะการมีงานทำและการว่างงานในทาง เศรษฐศาสตร์มี 3 ทฤษฎี คือ (สุรักษ์ บุนนาค และวันรักษ์ มิ่งมณีนาคิน, 2520: 41-49 อ้างอิงจาก ศิริขวัญ สุขศรี, 2549: 20)

2.1.1.1 ทฤษฎีการว่างงานของสำนักคลาสสิก (The Classical Theory of Employment) ทฤษฎีนี้ให้ความสนใจเรื่องการมีงานทำเต็มที่ (Full Employment) ซึ่งโดยความหมาย คือ ภาวะการนำปัจจัยการผลิตที่มีอยู่ในขณะนั้นมาใช้ในกระบวนการผลิตอย่างมีประสิทธิภาพเฉพาะอย่างยิ่งคนที่สามารถทำงานได้จะมีงานทำทุกคนและยินดีทำงาน ณ อัตราค่าจ้างขณะนั้นสมมุติฐานสำคัญของทฤษฎีนี้ คือ ในขณะหนึ่งขณะใดระบบเศรษฐกิจจะอยู่ในภาวะสมดุล ณ ระดับที่มีการจ้างแรงงานเต็มที่เสมอการว่างงานอาจเกิดขึ้นได้แต่เพียงชั่วคราวและสามารถแก้ไขได้เองโดยไม่จำเป็นต้องดำเนินนโยบายแต่อย่างใด

2.1.1.2 ทฤษฎีเศรษฐศาสตร์มหภาคของสำนักเคนส์ (John Maynard Keynes) ทฤษฎีนี้ได้รับการยอมรับมากกว่าทฤษฎีแรก เพราะสามารถใช้ในระบบเศรษฐกิจที่มีการจ้างงานเต็มที่ และที่มีการว่างงานความเชื่อที่สำคัญของทฤษฎีนี้เชื่อว่าการจ้างงานเต็มที่ เป็นสิ่งที่เกิดขึ้นได้ยากต้องอาศัยนโยบายที่เหมาะสมช่วยจึงจะทำให้เกิดการจ้างงานเต็มที่ โดยทั่วไปแล้วเศรษฐกิจมักจะอยู่ต่ำกว่า

ระดับ ที่มีภาระงานเต็มที่มีสมมติฐานของทฤษฎีนี้คือการว่างงานเกิดขึ้นได้เสมอถ้าไม่แก้ด้วยนโยบายแล้วระบบเศรษฐกิจจะอยู่ในภาวะการจ้างงานไม่เต็มที่เรื่อยไปก็ได้

2.1.1.3 ทฤษฎีการแสวงหางานทำ (Job Search) นักเศรษฐศาสตร์สำนักนีโอคลาสสิก (Neoclassical School) เช่น ฟรีดแมน (Friedman) และ เฟลปส์ (Phelps) ได้เสนอแนวคิดเรื่องการว่างงาน โดยเชื่อว่าในระบบเศรษฐกิจจะมีอัตราการว่างงานตามธรรมชาติอยู่อัตราหนึ่งซึ่งถูกกำหนดโดยความผิดพลาดของตลาดแรงงาน (หรือการว่างงานผิด) และการว่างงานเพราะโครงสร้างเศรษฐกิจ การดำเนินนโยบายบริหารอุปสงค์มวลรวมแบบขยายตัวอาจมีผลช่วยลดอัตราการว่างงานลงต่ำกว่าอัตราตามธรรมชาติเฉพาะในระยะสั้นเท่านั้นแต่ในระยะยาวเมื่อคนงานมีประสบการณ์เกี่ยวกับผลการดำเนินนโยบายการเงินการคลังแบบขยายตัวคนงานจะสามารถปรับปรุงพฤติกรรมการเสนอขายแรงงานของตนอย่างถูกต้อง ทำให้อัตราการว่างงานกลับเข้าสู่อัตราธรรมชาติอย่างเดิม ดังนั้นตามแนวคิดนี้การไม่มีงานทำ (Non – Employment) จะมี 3 ประการคือ

- 1) การไม่มีงานทำเพราะผลแห่งการตัดสินใจของครัวเรือนที่ไม่ต้องการให้สมาชิกบางคนทำงานในตลาด
- 2) การว่างงานในรูปของการลงทุนแสวงหางานทำ
- 3) การว่างงานเพราะความบกพร่องในตลาดแรงงาน

นักเศรษฐศาสตร์สำนักนีโอคลาสสิกจึงนำเอาทฤษฎีการแสวงหางานทำมาอธิบายอัตราการว่างงานตามธรรมชาติทฤษฎีนี้อธิบายว่าการที่คนงานต้องแสวงหางานทำ และนายจ้างต้องแสวงหาลูกจ้างที่ดีเพราะเหตุผล 2 ประการคือ

- 1) งานแต่ละอย่างในตลาดแรงงานแตกต่างกันมาก เช่น งานบางอย่างต้องใช้สติปัญญาบางอย่างต้องใช้ฝีมือบางอย่างต้องใช้กำลัง เป็นต้น คนงานก็ล้วนแตกต่างกันในหลาย ๆ ด้านแต่คนงานมักไม่มีข้อมูล เกี่ยวกับงานที่ตนต้องการทำว่ามีอยู่ที่ไหนเงื่อนไขการจ้างเป็นอย่างไร ฉะนั้น เพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลประกอบการตัดสินใจเลือกคนงานจึงต้องยอมสละเวลา (คือ ยอมว่างงาน) และรายได้เพื่อหางานทำ
- 2) เนื่องจากการหางานทำและการคัดเลือกคนงานย่อมมีค่าใช้จ่ายสูงค่าใช้จ่ายเหล่านี้เป็นค่าใช้จ่ายที่จมหายไปไม่มีวันได้คืนมา (Sunk Cost) ดังนั้นถ้าคนงานต้องการยึดงานใดเป็นอาชีพนานๆเขาย่อมต้องลงทุนแสวงหางานค่อนข้างนานจนกว่าจะแน่ใจว่าได้งานดีมีฉะนั้นจะเสียค่าใช้จ่ายไปโดยไม่คุ้ม

ทฤษฎีการแสวงหางานทำอธิบายการเข้าสู่ตลาดแรงงานในรูปของการมีงานทำโอกาสที่จะได้ทำงานและการว่างงานอันเนื่องมาจากการเตรียมตัวและการมีทักษะในการหางานทำของหน่วยแรงงาน และอธิบายถึงปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับการมีงานทำและทักษะในการหางาน ได้แก่ การรับข่าวสารแรงงานโอกาสมีงานทำทฤษฎีนี้มีแนวคิดที่ว่าในสภาพที่ตลาดแรงงานมีการให้ข่าวสารข้อมูลน้อย ทั้งนายจ้างและแรงงานขาดความรู้เกี่ยวกับโอกาสของการจ้างงานในตลาดแรงงาน ผู้ที่หางานทำมักจะเลือกงานแรกที่ได้รับ การเสนอเนื่องจากขาดข้อมูลเปรียบเทียบจึงมักใช้เวลาหางานอื่นและข้อมูลอื่นประกอบ การใช้เวลาเพื่อจะหางานทำนี้จึงนับเป็นการลงทุนอย่างหนึ่งของผู้หางานทำในกรณีนี้การว่างงานจะเกิดขึ้นเพราะปัญหาการขาดประสิทธิภาพของตลาดแรงงานในการให้ข่าวสารข้อมูลที่ชัดเจนและกว้างขวางพอที่จะทำให้ผู้หางานและผู้จ้างงานพบกันในเวลาที่เหมาะสม

ข้อสรุปของทฤษฎีนี้คือการว่างงานไม่ได้เกิดจากปัญหาความไม่สมัครใจเพียงอย่างเดียวและอาจเป็นไปได้ที่การว่างงานเป็นจำนวนมากเป็นการว่างงานชั่วคราว และเป็นไปโดยสมัครใจ เพราะใช้เวลาว่างหางานทำถือเป็นการลงทุนเพื่อผลในอนาคต และปัจจัยที่สำคัญที่จะมีผลต่อการตัดสินใจเข้าสู่ตลาดแรงงานก็คือ ระบบข่าวสารแรงงานที่ได้รับอัตราค่าจ้างที่พอใจทักษะในการทำงานและฐานะทางเศรษฐกิจ

นอกจากนี้ยังมีทฤษฎีอื่นๆ ที่น่าสนใจอีก เช่น ทฤษฎีดีมานด์และซัพพลายของแรงงาน (Theory of Demand for and Supply of Labor) เป็นทฤษฎีที่กล่าวถึงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนผลผลิตและปัจจัยที่เป็นแรงงาน ซึ่งมีความสัมพันธ์โดยตรงต่อกัน คือ จำนวนผลผลิตเปลี่ยนแปลงตามระดับการจ้างงาน ส่วนอีกทฤษฎีหนึ่งคือ Theory of Aggregate Demand โดยเนื้อหาที่สำคัญกล่าวถึงการว่างงานโดยไม่สมัครใจเป็นการวางแผนโดยไม่ได้มีสาเหตุมาจากดีมานด์ต่อแรงงานที่มีไม่มากพอเท่านั้นแต่ยังมีสาเหตุมาจากดีมานด์รวม (Aggregate Demand) ที่มีไม่มากพอด้วยหรือมีผลผลิตมากเกินไป (Over Production)

2.1.2 สาเหตุการว่างงาน

สาเหตุการว่างงานที่พบในแต่ละยุคสมัยมีความแตกต่างกันอันเกิดจากความเปลี่ยนแปลงของสภาพเศรษฐกิจสังคมและตลาดแรงงานสำหรับสาเหตุการว่างงานที่สำคัญ ๆ อาจจำแนกได้ 2 ประการ คือ (Katharine Hooper Briar, 1990: 169-181 อ้างอิงจาก สุรางค์รัตน์ วศินารมณ และ ภาวนา พัฒนศรี, 2538: 11-12)

2.1.2.1 สาเหตุการว่างงานที่เกิดจากปัจจัยภายนอก

- 1) ปริมาณกำลังแรงงานซึ่งเพิ่มขึ้นอย่างไม่ได้สัดส่วนกับความต้องการกำลังแรงงานของตลาดแรงงาน
- 2) ความต้องการของตลาดแรงงานภาวะความต้องการของตลาดแรงงานที่มีต่อสาขาอาชีพ
- 3) ระบบการศึกษาการปรับปรุงหลักสูตรการศึกษาระบบการเรียนการสอนรวมทั้งการเปลี่ยนทัศนคติของประชาชนทั่วไปในเรื่องการศึกษา
- 4) การส่งเสริมการลงทุนการเปลี่ยนแปลงทางเศรษฐกิจภาวะเศรษฐกิจในยุคโลกาภิวัตน์มีผลต่อการเปิดโอกาสให้บริษัทข้ามชาติเข้ามาลงทุนซึ่งมีผลต่อการเพิ่มอัตราการจ้างงาน
- 5) ภัยแล้งซึ่งเกิดจากธรรมชาติมีผลต่อการเคลื่อนย้ายแรงงานจากภาคเกษตรไปสู่ภาคอุตสาหกรรมก่อให้เกิดการว่างงานในช่วงการหางานทำ
- 6) แนวโน้มการปลดคนงาน เนื่องมาจากการนำเทคโนโลยีที่สูงขึ้นมาใช้ในระบบการผลิตโดยใช้เครื่องจักรแทนแรงงานคน
- 7) ภาวะการแข่งขันทั้งในระดับโลกและประเทศ การที่สถานประกอบการต่าง ๆ พยายาม ที่จะลดปัญหาการขาดแคลนแรงงานด้วยการลงทุนเพื่อพัฒนาทรัพยากรมนุษย์
- 8) ภาวะค่าครองชีพที่สูงมากขึ้นมีผลทำให้ผู้ที่มิรวยได้ไม่พอเพียงต้องขวนขวายหางานใหม่ทำให้เกิด “ภาวะการว่างงานชั่วคราว” ขึ้น

9) งานที่ขาดเสถียรภาพจากการที่ภาวะทางเศรษฐกิจเปลี่ยนแปลงจากอุตสาหกรรมการผลิตไปสู่ฐานในการบริการนั้นงานที่ทำมักขาดความมั่นคงเนื่องจากการย้ายฐานการผลิตไปสู่ที่ๆ มี การลงทุนต่ำ

2.1.2.2 สาเหตุการว่างงานที่เกิดจากปัจจัยภายใน

สำหรับปัจจัยภายในที่เป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดภาวะว่างงานนั้น ส่วนใหญ่เป็นเรื่องที่เกี่ยวกับเหตุผลเฉพาะตัวบุคคล คือ

- 1) การจงใจ หรืออาจเรียกได้ว่าว่างงานโดยสมัครใจ (Voluntary Unemployment) คือ ผู้ที่ประสงค์จะทำงานแต่จงใจเป็นผู้ว่างงาน เพราะไม่ปรารถนาที่จะทำเนื่องจากไม่พอใจในค่าจ้างและสภาพการทำงาน (สมศักดิ์ สามัคคีธรรม, 2538: 103)
- 2) ความบกพร่องในการปรับตัวให้เข้ากับงานที่ทำมีผลมาจากการที่บุคคลมีความผิดปกติทางจิตใจ มีความบกพร่องทางร่างกาย ความบกพร่องทางสังคมของบุคคล
- 3) เพศ ลักษณะงานบางอย่างก่อให้เกิดการเลือกปฏิบัติต่อผู้สมควรเข้าทำงานรวมทั้งภาวะการเบียดเบียนทางเพศ
- 4) ความพิการ กลุ่มคนพิการมักจะได้รับพิจารณาเป็นอันดับสุดท้าย หรืออาจไม่ได้รับการพิจารณาถ้าสังคมนั้นขาดกฎหมายรองรับที่จะให้ความคุ้มครองคนพิการในด้านการประกอบอาชีพ
- 5) อายุ เด็กและเยาวชนอาจไม่ได้รับการจ้างให้ทำงานทั้งในแง่วุฒิภาวะ การศึกษาและเงื่อนไขอื่น ๆ ทางกฎหมายที่ห้ามมิให้กลุ่มดังกล่าว ทำงานบางประเภท โดยเฉพาะงานที่เกี่ยวกับเครื่องจักรขณะทำงาน งานอันตรายตามที่กฎหมายกำหนด เป็นต้น
- 6) ผู้ที่มีโรคร้ายแรง เช่น โรคเอดส์มักถูกเลิกจ้าง ฉะนั้นการที่พบว่า มีผู้ติดเชื้อและผู้ที่เป็นพาหะนำเชื้อเอดส์ จึงถือได้ว่าโรคนี้มีผลต่อการว่างงานได้ด้วยเช่นกัน
- 7) การเลือกงาน การที่บุคคลบางกลุ่มเลือกงาน โดยขาดการประเมินความสามารถของตนเองย่อมทำให้เสียโอกาสในการมีงานทำ
- 8) ผู้ที่มีฐานะยากจน เป็นกลุ่มที่เสี่ยงต่อการมีโอกาสในการมีงานทำ เพราะมีข้อจำกัดหลายด้านทั้งในด้านการศึกษา และการเข้าถึงบริการจัดหางานและตามข้อเท็จจริงกลุ่มนี้เป็นกลุ่มที่ประสบกับภาวะการว่างงานที่นานกว่ากลุ่มอื่น
- 9) ระดับการศึกษา ทักษะคิดต่อการศึกษามีผลทำให้เกิดการว่างงานได้ ถ้าผู้ที่ได้รับการศึกษาในแต่ละระดับมีทัศนคติต่อ “งาน” ที่ต้องการทำในทางที่ไม่ถูกต้อง
- 10) ภูมิลำเนาผู้ที่อยู่ในกำลังแรงงานเป็นจำนวนไม่น้อยที่พยายามรอคอยงานอยู่ต่างถิ่น โดยมุ่งหวังว่าจะไม่กลับภูมิลำเนา ในทางตรงกันข้าม บางส่วนกลับรอคอยงานที่สามารถจะกลับสู่ภูมิลำเนาได้

2.1.3 แนวคิดเกี่ยวกับการว่างงาน

การว่างงาน เป็นปัญหาที่สำคัญของทุกเศรษฐกิจ และสังคม ในเศรษฐกิจที่กำลังพัฒนาหรือด้อยพัฒนา การว่างงานมักเกิดขึ้นจากการที่จำนวนประชากรในวัยทำงาน เพิ่มขึ้นรวดเร็วกว่าจำนวนงานที่ถูกสร้างขึ้น จากการขยายตัวทางเศรษฐกิจ ส่วนประเทศที่พัฒนาแล้ว การว่างงานมักเกิดจากการที่เศรษฐกิจตกอยู่ในภาวะตกต่ำ การลงทุนหยุดชะงัก ทำให้ขาดเสถียรภาพในการทำงาน

สุมาลี ปิตยานนท์ (2535: 37) ได้ให้แนวคิดที่ว่า เศรษฐศาสตร์การว่างงาน หมายถึง

- 1) แรงงานส่วนเกินหรืออุปทานที่ไม่ได้ใช้ภายใต้สภาวะตลาดปัจจุบัน ซึ่งรวมเอา
 - 1.1 บุคคล ซึ่งไม่ได้ทำงานใดๆ ทั้งสิ้น แต่ประสงค์จะทำงาน
 - 1.2 บุคคลซึ่งเคยทำงานเต็มเวลา แต่ปัจจุบันทำงานเป็นบางเวลาเท่านั้น
 - 1.3 บุคคลซึ่งทำงานบางเวลา แต่ประสงค์จะทำงานเต็มเวลา
- 2) จำนวนบุคคลซึ่งต้องการที่จะได้งานทำภายใต้เงื่อนไขบางประการ
 - 2.1 ผู้ที่ไม่ได้ทำงานเป็นหลัก เช่น นักเรียน นักศึกษา แม่บ้าน ผู้ปลดเกษียณแล้ว
 - 2.2 บุคคลซึ่งทำงานต่ำกว่าระดับฝีมือ หรือทักษะที่มีอยู่และประสงค์ที่จะได้งานอื่น
 - 2.3 ผู้เข้าสู่กำลังแรงงานใหม่ ซึ่งยังไม่เคยมีประสบการณ์ในการทำงานมาก่อน
- 3) จำนวนบุคคล ซึ่งสูญเสียงานที่ทำไปและ
 - 3.1 กำลังเสาะแสวงหางานใหม่ทำ
 - 3.2 ไม่ได้เสาะแสวงหางานใหม่ทำ เนื่องจากเกิดความท้อแท้กับสภาพตลาดแรงงาน

ที่ติดกว่า

ที่มีอยู่

จุฑา มนัสไพบุลย์ (2537: 189-190) ได้ให้แนวคิดที่ว่า ภาวะการว่างงาน ถือเป็นสภาพของตลาดแรงงาน ที่แรงงานต้องการทำงาน มีมากกว่าความต้องการใช้แรงงานในตลาดแรงงาน หรือในระบบเศรษฐกิจ ทำให้ประชากรในวัยทำงานส่วนหนึ่ง ไม่มีงานทำ แม้ว่าพวกเขาต้องการงานทำ

สำนักงานสถิติแห่งชาติ (2544: 3) ได้ให้คำจำกัดความของคำว่า ผู้ไม่มีงานทำ หมายถึง ผู้ที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป ซึ่งในสัปดาห์แห่งการสำรวจแรงงานไม่ได้ทำงานใดๆ เลย แม้แต่ 1 ชั่วโมง หรือไม่มีงานทำ ไม่มีธุรกิจ หรือไร่นา เกษตร ของตนเอง แต่พร้อมที่จะทำงาน ซึ่งหมายถึงบุคคลต่อไปนี้

- 1) ผู้ซึ่งหางานทำภายใน 30 วัน นับถึงวันแฉงนับ
- 2) ผู้ซึ่งไม่ได้หางานทำ เนื่องจากเจ็บป่วย หรือ ไม่ได้หางานทำ เพราะคิดว่าหางานที่เหมาะสมกับตนไม่ได้ หรือบุคคลที่รอเริ่มงานใหม่ รอฤดูกาล หรือเหตุผลอื่นๆ

สมศักดิ์ สามัคคีธรรม (2538: 188) ได้ให้แนวคิดที่ว่า การว่างงาน คือ

- 1) บุคคลที่มีขีดความสามารถในการทำงาน และประสงค์จะทำงาน แต่ไม่ได้ทำงานใดๆ

ทั้งสิ้น

2) บุคคลที่มีขีดความสามารถในการทำงาน แต่ไม่เสาะแสวงหางานทำ เนื่องจากไม่พอใจในสภาวะตลาดแรงงานที่เป็นอยู่

3) บุคคลที่ทำงานเป็นบางเวลา เช่น สัปดาห์ละ 15 ชั่วโมง ในหนึ่งปี มีงานทำบางฤดู และไม่ได้ทำงานในบางฤดู

- 4) บุคคลที่ทำงานโดยใช้ระดับความรู้ความสามารถต่ำกว่าที่ตนเองมีอยู่

โดยสรุป การว่างงาน หมายถึง ภาวะที่บุคคลที่ต้องการและพร้อมที่จะทำงาน แต่ไม่มีงานทำ หรือไม่สามารถทำงานได้เต็มที่สำหรับการศึกษานี้ใช้แนวคิดของสำนักงานสถิติแห่งชาติ

2.1.4 ความสัมพันธ์ระหว่างการว่างงานประเภทต่าง ๆ

สามารถแบ่งการว่างงานทั้งหมด (U) ออกได้เป็น 3 ประเภท (ศิริขวัญ สุขศรี, 2549: 20-23 อ้างอิงจาก วิกิแกนส์ สานศิลป์พงศ์, 2539: 18-20)

2.1.4.1 การว่างงานเพราะอุปสงค์ไม่เพียงพอ (U_D)

2.1.4.2 การว่างงานจากความผิดของกลไกตลาดแรงงาน (U_F)

2.1.4.3 การว่างงานเพราะโครงสร้าง (U_S)

การหาความสัมพันธ์ระหว่างการว่างงานประเภทต่าง ๆ ข้างต้นเริ่มจากนิยามของอุปทานส่วนเกินของแรงงาน (Excess Supply of Labor) คือ อุปทานแรงงาน (S_L) ลบด้วยอุปสงค์แรงงาน (D_L) โดยอุปทานของแรงงานประกอบด้วยผู้มีงานทำ (E) และผู้ว่างงาน (U) ส่วนอุปสงค์ของแรงงานประกอบด้วยผู้มีงานทำ (E) และตำแหน่งงานว่าง (V) ซึ่งจะสามารถเขียนสมการของอุปทานส่วนเกินได้ดังนี้

$$S_L - D_L = (E + U) - (E + V) = U - V \quad (2.1)$$

สมการที่ (1) วัดจำนวนผู้ว่างงานจากอุปสงค์ไม่เพียงพอ (U_D) เมื่อใดที่มีอุปสงค์แรงงานส่วนเกินย่อมจะไม่มีกรว่างงานเพราะอุปสงค์ไม่เพียงพอ การว่างงานทั้งหมดจะเป็นการว่างงานเพราะความผิดของตลาด (U_F) และการว่างงานเพราะโครงสร้าง (U_S)

ดังนั้นการว่างงานมีมากกว่าตำแหน่งงานว่าง ($U > V$) สมการที่ (1) จะวัดจำนวนการว่างงานเพราะอุปสงค์มวลรวมไม่เพียงพอ (U_D) นั่นคือ

$$U_D = S_L - D_L = U - V > 0 \quad (2.2)$$

แต่ถ้าขณะนั้นตำแหน่งงานว่างมีมากกว่า หรือเท่ากับการว่างงาน ($V \geq U$) การว่างงานเพราะอุปสงค์มวลรวมมีไม่เพียงพอจะเป็นศูนย์ คือ

$$U_D = 0 \quad \text{ถ้า} \quad U - V \leq 0 \quad (2.3)$$

ตามข้อสมมติว่า $U = U_D + U_F + U_S$ ดังนั้นกรณีตำแหน่งงานว่างมีมากกว่าการว่างงาน ($U > V$) การว่างงานทั้งหมดจะเป็น U_S และ U_F กล่าวคือ

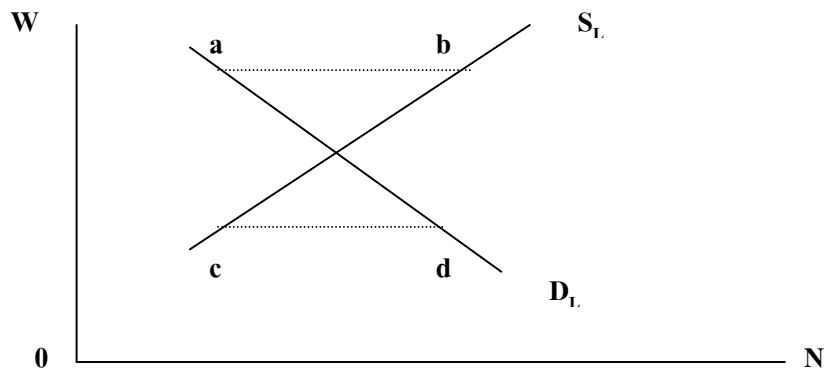
$$U = U_F + U_S \quad \text{ถ้า} \quad U - V \leq 0 \quad (2.4)$$

แนวคิดเกี่ยวกับความสัมพันธ์ระหว่างการว่างงานแต่ละประเภท นำไปใช้เป็นแนวทางในการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างการว่างงานที่สำคัญ กับตำแหน่งงานว่าง ซึ่งเป็นปัจจัยทางเศรษฐกิจที่เลือกนำมาศึกษา หากมีผู้ว่างงานในระบบเศรษฐกิจ มากกว่าตำแหน่งงานว่างจะสามารถทราบค่าการว่างงานเพราะอุปสงค์มวลรวมไม่เพียงพอได้ทันที แต่ถ้าจำนวนผู้ว่างงานมีน้อยกว่าจำนวนตำแหน่งงานว่าง จะสามารถบอกได้ว่าการว่างงานที่เกิดขึ้นมีสาเหตุมาจากความผิดของกลไกตลาดแรงงาน และเกิดจากโครงสร้างของระบบเศรษฐกิจเท่านั้น ไม่ได้มีสาเหตุมาจากอุปสงค์มวลรวมของระบบเศรษฐกิจ

ไม่เพียงพอ

สุมาลี ปิตยานนท์ (2535: 158 – 161) ได้ให้แนวคิดการว่างงาน กับ ตำแหน่งงานว่าง สรุปว่าตำแหน่งงานว่าง หมายถึง สภาวะซึ่งนายจ้าง หรือหน่วยธุรกิจที่กำลังเสาะแสวงหาคนงาน เพื่อบรรจุเข้าทำงาน ณ ระดับอัตราค่าจ้างหนึ่ง หรือ ณ เวลาใด เวลาหนึ่ง จำนวนตำแหน่งงานว่างซึ่ง ยังไม่ได้รับการบรรจุนี้เทียบเท่ากับอุปสงค์ส่วนเกินในตลาดแรงงาน นั่นคือ จำนวนบุคคลที่นายจ้างเสาะแสวงหา แต่ยังไม่ได้จ้าง ณ เวลาใด เวลาหนึ่ง

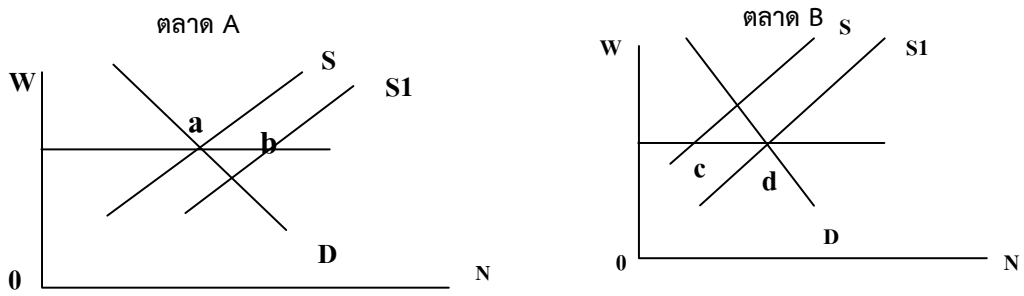
ภาพประกอบ 2.1 แสดงแนวคิดอย่างง่ายเกี่ยวกับตำแหน่งงานว่างโดยเปรียบเทียบกับแนวคิดเรื่องการว่างงานในตลาดแรงงาน ซึ่งเป็นตลาดเดี่ยวและไม่มีปัญหาเรื่องการว่างงานจากความผิดของตลาด หรือจากปัญหาโครงสร้าง รวมทั้งไม่มีต้นทุนการจ้างงาน โดยที่ ab จะแสดงระดับการว่างงาน และ cd แสดงตำแหน่งงานว่าง



ภาพประกอบ 2.1 ตำแหน่งงานว่างในตลาดเดี่ยว

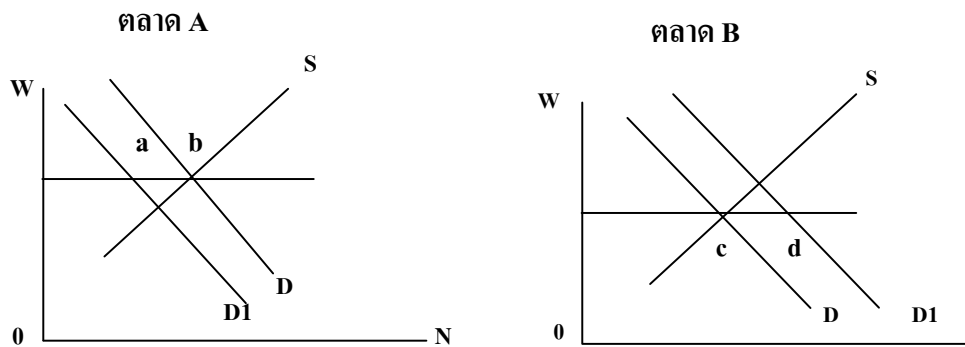
จากภาพประกอบ 2.1 พบว่า ณ จุด O คือจุดที่เกิดการจ้างงานขึ้นเป็นจุดตัดระหว่าง D_L กับ S_L ส่วน ab เป็นอุปทานส่วนเกิน หมายถึงการว่างงาน และ cd เป็นอุปสงค์ส่วนเกิน ซึ่งหมายถึง ตำแหน่งงานว่างนั่นเอง

ปัจจุบันตลาดแรงงานได้ถูกแบ่งออกตามประเภทของสถานประกอบการ ตามอุตสาหกรรม หรือตามสถานที่ตั้งต่าง ๆ มากมาย ในการศึกษาที่ยกตัวอย่างภาพที่ชัดเจนขึ้นของการว่างงานและ ตำแหน่งงานว่าง ดังภาพประกอบ 2.2 จะเห็นความแตกต่างกันของอุปทานแรงงานในตลาด A และ ตลาด B ซึ่งเกิดจากการเข้าหรือถอนตัวจากตลาดแรงงาน โดยที่อัตราค่าจ้างไม่สามารถขยับขึ้นลง (Sticky Wage) ได้จะก่อให้เกิดการว่างงานในตลาดหนึ่งและตำแหน่งงานว่างในอีกตลาดหนึ่ง และ เมื่อเกิดความแตกต่างกันในอุปสงค์ของแรงงานผลที่เกิดขึ้นก็จะคล้ายคลึงกัน



ภาพประกอบ 2.2 ตำแหน่งงานว่างเมื่อมีความแตกต่างในอุปทานของแรงงาน

จากภาพประกอบ 2.2 พบว่า ในตลาด A เส้นอุปทานแรงงานเคลื่อนตัวไปทางขวา ทำให้เกิดการว่างงานขึ้นมีขนาด ab ในขณะที่อัตราค่าจ้างคงที่ จะทำให้เกิดตำแหน่งงานว่างในตลาด B เกิดขึ้นมีขนาด cd ที่ระดับค่าจ้างเดียวกัน หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือ ในตลาด A ปริมาณเสนอซื้อของแรงงานลดลงทำให้เกิดการว่างงานในตลาด A ขนาด ab และส่งผลให้มีตำแหน่งงานว่างเกิดขึ้นในตลาด B ขนาด cd นั่นเอง



ภาพประกอบ 2.3 ตำแหน่งงานว่างเมื่อมีความแตกต่างในอุปสงค์แรงงาน

เช่นเดียวกันหากเกิดการเปลี่ยนแปลงในอุปสงค์ของแรงงานผลที่เกิดขึ้นในตลาดแรงงาน A และ B จะเกิดขึ้นดังภาพประกอบ 2.3 คือ ในตลาดแรงงาน A อุปสงค์แรงงานเคลื่อนตัวไปทางซ้าย หมายถึง ความต้องการจ้างงานลดลง แต่อัตราค่าจ้างคงที่ จะก่อให้เกิดการว่างงานขนาด ab และส่งผลให้ความต้องการจ้างงานในตลาด B เพิ่มขึ้นเส้นอุปสงค์แรงงานเคลื่อนตัวไปทางขวาทำให้เกิดตำแหน่งงานว่างเกิดขึ้นในตลาด B มีขนาด cd ดังนั้นสรุปได้ว่าปริมาณตำแหน่งงานว่าง และการว่างงานนั้นขึ้นอยู่กับลักษณะ ขนาด และระดับของอุปสงค์ในระบบเศรษฐกิจ

การศึกษาแนวคิดดังกล่าวข้างต้น เพื่อนำไปใช้เป็นแนวทางในการศึกษาปัจจัยทางเศรษฐกิจที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์ ในที่นี้คือ ตำแหน่งงานว่าง ในภาคอุตสาหกรรมสำคัญต่าง ๆ ว่าหากปริมาณตำแหน่งงานว่างในที่นี้หมายถึงอุปสงค์ส่วนเกินของแรงงาน ในแต่ละช่วงเวลาเปลี่ยนแปลงว่าจะมีผลต่อการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมนั้นอย่างไร

2.1.5 ประเภทของการว่างงาน

สุมาลี ปิตยานนท์ (2535: 163) กล่าวว่า การว่างงานเกิดขึ้นด้วยสาเหตุต่าง ๆ กันไป ประเภทการว่างงานที่มีการจำแนกไว้จึงมีอยู่หลายอย่างด้วยกัน เช่น อาจแบ่งเป็นการว่างงานได้ 2 ประเภทหลัก ๆ คือ

1) การว่างงานโดยสมัครใจ กับการว่างงานโดยไม่สมัครใจ

2) การว่างงานโดยเปิดเผยกับการว่างงานที่ไม่เปิดเผยการว่างงานประเภทนี้ครอบคลุมการทำงานส่วนตัวและปัญหาการทำงานต่ำกว่าระดับด้วย

สมศักดิ์ สามัคคีธรรม (2538: 193) ได้กล่าวไว้ว่าการว่างงานแบ่งประเภทได้เป็น 6 ประเภท คือ

1) การว่างงานเนื่องมาจากอุปสงค์มวลรวมมีไม่เพียงพอ (Deficient Demand Unemployment) เป็นการว่างงานที่เกิดขึ้นในช่วงเศรษฐกิจตกต่ำสินค้าเหลือ / ล้นตลาด ทำให้นายทุนต้องลดการผลิตและปลดคนงานออกก่อให้เกิดการว่างงานระยะสั้นที่เกิดจาก วัฏจักรของเศรษฐกิจ (Cyclical Unemployment) กับการว่างงานระยะยาวที่เกิดจากผลความเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจไม่เพียงพอ (Growth - Gap Unemployment)

2) การว่างงานเพราะความฝืดของกลไกตลาดแรงงาน (Frictional Unemployment) คือ การว่างงานอันเนื่องมาจากบุคคลเปลี่ยนงานเดิม โดยกลุ่มนี้จะมีการกลับเข้าสู่ตลาด แรงงานใหม่ อีกถือเป็นการว่างงานระยะสั้นซึ่งสามารถศึกษาได้จากอัตราการเข้าออกของสถานประกอบการ

3) การว่างงานเพราะโครงสร้าง (Structural Unemployment) เป็นการว่างงานที่เกิดขึ้นจากข้อเท็จจริงที่ว่าตลาดแรงงานมีได้มีเพียงตลาดเดียว แต่ประกอบด้วยตลาดย่อย ๆ เป็นจำนวนมากจึงมีการเคลื่อนย้ายแรงงานจากตลาดแรงงานแห่งหนึ่งไปสู่อีกแห่งหนึ่งจึงทำให้เกิดการว่างงานเพราะโครงสร้างขึ้น

4) การว่างงานตามฤดูกาล (Seasonal Unemployment) ได้แก่ การว่างงานที่เกิดจากการรอรอคฤกษ์ฤกษ์ พบมากในการทำงานภาคเกษตรกรรม

5) การว่างงานแอบแฝง (Disguised Unemployment) หมายถึง สภาพที่มีแรงงานส่วนเกินทำให้ผลผลิตส่วนเพิ่มของแรงงาน (Marginal Product of Labour) อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกับศูนย์หรือเท่ากับอัตราค่าจ้างพอยังชีพ ดังนั้นในสาขาเศรษฐกิจที่มีการว่างงานแอบแฝง จะสามารถลดจำนวนแรงงานบางส่วน หรือโยกย้ายแรงงานออกจากสาขาเศรษฐกิจนั้น โดยไม่ทำให้ผลผลิตลดลงแต่อย่างใด

6) การทำงานต่ำกว่าระดับ (Underemployment) โดยทั่วไปหมายถึง แรงงานที่ประกอบธุรกิจให้ครัวเรือน ซึ่งมีจำนวนมากเกินไปเมื่อเทียบกับปัจจัยอื่นๆ ที่นำมาใช้ร่วมกับแรงงานในการผลิต แรงงานส่วนเกินนี้จะไม่ก่อให้เกิดผลผลิตเพิ่มขึ้น ฉะนั้นถ้าลดแรงงานส่วนเกินออก ผลผลิตรวมจะไม่ลดลง อย่างไรก็ตาม SNA ให้ข้อคิดว่า การทำงานต่ำกว่าระดับครอบคลุมถึงลักษณะที่เป็นการว่างงานบางส่วน (Partial Lack of Work) ได้รับรายได้ต่ำ (Low Employment Income) ใช้ทักษะต่ำ (Under Utilization of Skill) หรือผลผลิตต่ำ (Low Productivity)

กล่าวโดยสรุป ทั้งเศรษฐศาสตร์กระแสหลัก และเศรษฐศาสตร์มาร์กซิสต์ ต่างยอมรับว่าปัญหาการว่างงาน เป็นปัญหาเรื้อรัง ที่อยู่ในระบบทุนนิยมตลอดไปโดยแนวคิดกระแสหลัก อธิบายว่า แม้มายที่เศรษฐกิจเฟื่องฟูก็ยังคงมีการว่างงานอยู่เสมออย่างน้อยการว่างงานจะอยู่ในอัตราธรรมชาติ เนื่องจากสาเหตุ ประการแรกคือ กำลังแรงงานเข้าสู่ตลาดแรงงานใหม่ อยู่ตลอดเวลา ประการที่สอง มีผู้ยื่นตัวออกจากงานเนื่องจากเขาคิดว่าจะแสวงหางานใหม่ที่มีรายได้สูงกว่าเดิม และประการสุดท้ายเกิดจากข้อบกพร่องของข่าวสาร ตลาดแรงงานที่ทำให้คนงานไม่สามารถพบ ผู้ประสงค์จะจ้างงานได้ทันทีโดยอัตโนมัติส่วนแนวคิดมาร์กซิสต์ อธิบายว่า トラบไคที่เป็นสังคมทุนนิยม トラบไคนั้นก็จะต้องมีผู้ว่างงานดำรงอยู่ เพราะสังคมทุนนิยมดำรงอยู่ด้วยการสะสมทุน และกลไกการทำงานภายในกระบวนการสะสมทุนได้สร้างเงื่อนไขให้แรงงานสำรองเกิดขึ้นเสมอ

2.2 ข้อมูลด้านแรงงานและด้านเศรษฐกิจ

2.2.1 อัตราการว่างงาน

อัตราการว่างงาน หมายถึง จำนวนผู้ว่างงาน ในประเทศเมื่อเทียบกับกำลังแรงงานทั้งหมดของประเทศ ทั้งนี้ผู้ว่างงาน หมายถึง บุคคลที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป ซึ่งในสัปดาห์แห่งการสำรวจมีลักษณะอย่างหนึ่งอย่างใด ดังต่อไปนี้ (สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2544: 2)

2.2.1.1 ไม่ได้ทำงาน และไม่มียานประจำแต่ได้หางานสมัครงานหรือรอการบรรจุในระหว่าง 30 วันก่อนสัมภาษณ์

2.2.1.2 ไม่ได้ทำงาน และไม่มียานประจำและไม่ได้หางานทำใน ระหว่าง 30 วันก่อนวันสัมภาษณ์ แต่พร้อมที่จะทำงานในสัปดาห์แห่งการสำรวจ

2.2.2 กำลังแรงงานรวม

กำลังแรงงานรวม หมายถึง บุคคลทุกคนที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป ในสัปดาห์แห่งการสำรวจเป็นผู้มีงานทำ หรือว่างงาน หรือรอฤดูกาลที่เหมาะสมเพื่อที่จะทำงาน และตามปกติจะทำงานโดยไม่ได้รับสิ่งตอบแทนในไร่นาเกษตรหรือธุรกิจซึ่งทำตามฤดูกาลโดยมีหัวหน้าครัวเรือนหรือสมาชิกคนอื่น ๆ ในครัวเรือนเป็นเจ้าของหรือผู้ดำเนินการ (สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2544: 3)

2.2.3 กำลังแรงงานที่รอฤดูกาล

กำลังแรงงานที่รอฤดูกาล หมายถึง บุคคลที่มีอายุ 15 ปีขึ้นไป ในสัปดาห์แห่งการสำรวจเป็นผู้ไม่เข้าข่ายคำนิยามของผู้มีงานทำ หรือผู้ว่างงาน แต่เป็นผู้รอฤดูกาลที่เหมาะสมเพื่อที่จะทำงาน และเป็นบุคคลที่ตามปกติ จะทำงานที่ไม่ได้รับสิ่งตอบแทนในไร่นาเกษตร หรือธุรกิจซึ่งทำกิจกรรมตามฤดูกาลโดยมีหัวหน้าครัวเรือนหรือสมาชิกคนอื่น ๆ ในครัวเรือนเป็นเจ้าของหรือผู้ดำเนินการ(สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2544: 3)

2.2.4 ดัชนีผลิตภาพแรงงานภาคอุตสาหกรรม

ดัชนีผลิตภาพแรงงานภาคอุตสาหกรรม (The Index of Labor Productivity) หมายถึง ดัชนีผลผลิตในปีปัจจุบัน ต่อดัชนีแรงงานในปีปัจจุบัน (ธนาคารแห่งประเทศไทย)

2.2.4.1 ดัชนีผลผลิตในปีปัจจุบัน (The Index of Output in the Current Year) หมายถึง มูลค่าผลผลิตของอุตสาหกรรมในปีปัจจุบัน ต่อมูลค่าผลผลิตของอุตสาหกรรมในปี พ.ศ. 2531

2.2.4.2 ดัชนีแรงงานในปีปัจจุบัน (The Index of Labour in the Current Year) หมายถึง จำนวนผู้มีงานทำของอุตสาหกรรมในปีปัจจุบัน ต่อจำนวนผู้มีงานทำของอุตสาหกรรมในปี พ.ศ. 2531

ดัชนีผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรมใช้วัดถึงประสิทธิภาพของแรงงานในภาคอุตสาหกรรม โดยพิจารณาเทียบกับปีฐาน การเพิ่มขึ้นของดัชนีผลิตภาพ แรงงานอุตสาหกรรม หมายถึงแรงงานโดยเฉลี่ยมีความสามารถเพิ่มขึ้นสามารถผลิต Output ได้เพิ่มขึ้น โดยใช้จำนวน Input และเวลาในการผลิตเท่าเดิม (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.5 จำนวนผู้ได้บรรจุงาน

จำนวนผู้บรรจุงาน หมายถึง ผู้สมัครงานผ่านบริการจัดหางานของกรมการจัดหางานและได้รับการบรรจุงานภายในระยะเวลาการหางาน 12 สัปดาห์ การจัดคนให้เหมาะสมกับตำแหน่งงาน การบรรจุบุคคลเข้าทำงานเป็นกิจกรรมต่อจากการคัดเลือก ซึ่งมีวิธีการบรรจุบุคคลเข้าทำงานครั้งละ 1 คนต่อตำแหน่งที่ว่าง 1 ตำแหน่ง และการบรรจุบุคคลเข้าทำงานครั้งละ 3 คน ต่อตำแหน่งงานที่ว่าง 1 ตำแหน่ง และให้หน่วยงานคัดเลือกผู้มีความเหมาะสมที่สุดไว้ 1 ที่เหลืออีก 2 คน กลับมารอในบัญชีรายชื่อการบรรจุครั้งต่อไป (กรมการจัดหางาน กระทรวงแรงงาน, 2554 : เว็บไซต์)

2.2.6 ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์

ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ หมายถึง ปริมาณการจำหน่ายสินค้าอุตสาหกรรมในประเทศ ประเภทรถยนต์เป็นระดับปริมาณการจำหน่ายสินค้าอุตสาหกรรมที่โรงงานผลิตและจำหน่ายออกจากโรงงานของผู้ประกอบการในเดือนนั้น ๆ (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.7 ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Index) หมายถึง ดัชนีที่สะท้อนความเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ทั้งหมด โดยคำนวณจากหุ้นสามัญจดทะเบียนทุกตัวในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (รวมหน่วยลงทุนของกองทุนรวมอสังหาริมทรัพย์ที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์) ยกเว้นหุ้นที่ถูกขึ้นเครื่องหมาย SP เกิน 1 ปี (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.8 ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน

ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน หมายถึง ดัชนีชี้ทิศทางการลงทุนภาคเอกชน ประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ได้แก่ พื้นที่รับอนุญาตก่อสร้างในเขตเทศบาล ปริมาณจำหน่ายปูนซีเมนต์ในประเทศ มูลค่าการนำเข้าสินค้าทุน ณ ราคาคงที่ ปริมาณจำหน่ายรถยนต์เชิงพาณิชย์ มูลค่าการจำหน่ายเครื่องจักรและอุปกรณ์ในประเทศ ณ ราคาคงที่ แต่ละองค์ประกอบ จะใช้ข้อมูลที่ปรับฤดูกาลและเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน ยกเว้นพื้นที่รับอนุญาตก่อสร้างซึ่งเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.9 จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ

จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ หมายถึง เป็นข้อมูลจำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ (มาตรา 33) และจำนวนผู้ใช้บริการของผู้ประกันตนกรณีว่างงาน ที่มารายงานตัวเท่านั้น ลูกจ้างที่มีอายุไม่ต่ำกว่า 15 ปีบริบูรณ์ และไม่เกินหกสิบปีบริบูรณ์เป็นผู้ประกันตน ลูกจ้างซึ่งเป็นผู้ประกันตนอยู่แล้วตามวรรคหนึ่งเมื่อมีอายุครบหกสิบปีบริบูรณ์และยังเป็นลูกจ้างของนายจ้างซึ่งอยู่ภายใต้บังคับแห่งพระราชบัญญัตินี้ให้ถือว่าลูกจ้างนั้นเป็นผู้ประกันตนตามมาตรา 33 (กรมการจัดหางาน กระทรวงแรงงาน, 2554: เว็บไซต์)

2.2.10 การใช้กระแสไฟฟ้า

การใช้กระแสไฟฟ้า หมายถึง ปริมาณการใช้กระแสในประเทศไทยประจุไฟฟ้าที่เลื่อนไหลในวงจรไฟฟ้าต่อหน่วยวินาที เรียกว่า ปริมาณกระแสไฟฟ้าไหล แอมแปร์ คือประจุไฟฟ้า 1 คูლობ์เคลื่อนที่ผ่านพื้นที่หน้าตัดของขดลวดในเวลา 1 วินาที และหน่วยของกระแสไฟฟ้าเป็นแอมแปร์ เพื่อให้เป็นเกียรติแก่ อองเดร เอ็ม.แอมแปร์ (Andre Marie Ampere) (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.11 ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม

ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม (Labor Input Index) หมายถึง ใช้วัดกำลังแรงงานที่ใช้ในการผลิตภาคอุตสาหกรรม โดยจะพิจารณาเปรียบเทียบกับกำลังแรงงานในปีฐาน การเพิ่มขึ้นของดัชนีแรงงานอุตสาหกรรม หมายถึงการจ้างงานเพิ่มมากขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับปีฐาน อันสะท้อนถึงรายได้ของแรงงานในภาคอุตสาหกรรม ซึ่งมีบทบาทเป็นผู้บริโภคด้วยอีกทางหนึ่ง (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.12 ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย

ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย (Index Directs the Thai Economy) หมายถึง ดัชนีผสมจากตัวแปรเศรษฐกิจหลายตัวซึ่งมีลักษณะนำภาวะเศรษฐกิจในปัจจุบัน ตัวอย่าง เช่น คำขออนุญาตก่อสร้างจะเกิดขึ้นก่อนที่จะมีการก่อสร้าง หรือคำสั่งซื้อสินค้าจากต่างประเทศเกิดขึ้นก่อนที่จะมีการผลิตตามคำสั่งดังกล่าว เป็นต้น ดังนั้นหากเราติดตามเฝ้าดูการเคลื่อนไหวของดัชนีชี้นำเหล่านี้ในปัจจุบันเราก็สามารถนำมาคาดคะเนได้ว่าในอนาคตจะเกิดอะไรขึ้น เช่น ถ้าคำขออนุญาตก่อสร้างลดลงในขณะนี้เราก็คาดเดาได้ว่าอีกประมาณ 5-6 เดือน ธุรกิจการก่อสร้างจะซบเซา ทั้ง ๆ ที่ในเวลาปัจจุบันธุรกิจก่อสร้างอาจยังดำเนินกิจกรรมเป็นปกติตามคำสั่งซื้อที่ได้ขออนุญาตไว้แล้วในอดีต ในประเทศสหรัฐอเมริกา ตัวแปรที่เรียกว่า "housing starts" เป็นดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจที่น่าเชื่อถือได้ตัวหนึ่งและใช้กันอย่างแพร่หลายในการเป็นตัวชี้วัดว่าจะเกิดอะไรขึ้นกับอุตสาหกรรมก่อสร้าง และภาวะเศรษฐกิจโดยรวม (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.13 ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม

ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index) หมายถึง เป็นดัชนีที่บอกระดับการผลิตของภาคอุตสาหกรรม เปรียบเทียบกับการเปลี่ยนแปลงเดือน ต่อเดือน และมีการเปรียบเทียบกับ ข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม ของปีฐาน พ.ศ. 2538 ซึ่ง อุตสาหกรรมที่นำมาใช้จัดทำดัชนี ประกอบด้วย อุตสาหกรรมหลัก 45 รายการ เช่น สิ่งทอ ยานยนต์ ปิโตรเลียม เครื่องดื่ม อิเล็กทรอนิกส์ และเครื่องใช้ไฟฟ้า อาหาร อัญมณี และเครื่องประดับ วัสดุก่อสร้าง ผลิตภัณฑ์เหล็ก ยาสูบ และอื่นๆ โดยการคิดถ่วงน้ำหนักรวม เท่ากับ 62.4 ของผลผลิตอุตสาหกรรมทั้งหมด ในปี พ.ศ. 2538 และถ่วงน้ำหนักของอุตสาหกรรม แต่ละประเภทด้วยสัดส่วนมูลค่าเพิ่ม ของการผลิตของอุตสาหกรรมนั้น ๆ ต่อมูลค่ารวมตามบัญชีรายได้ประชาชาติ ในปีฐาน เวลาที่เราเปรียบเทียบ เราจะดูว่า ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม เพิ่มขึ้น หรือ ลดลงเมื่อเทียบกับปีที่แล้ว ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบเดือนเดียวกัน หรือช่วงเวลาเดียวกันของปีนี้ กับปีที่แล้ว นอกจากนั้น เราจะดูข้อมูล โดยใช้ Moving Average เปรียบเทียบว่าตลอด 12 เดือนมีอัตราการเพิ่มขึ้นเท่าไร ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index) ใช้วัดแนวโน้มของผลผลิตสินค้าอุตสาหกรรม โดยดัชนีอุตสาหกรรมจะเพิ่มขึ้นเมื่อเศรษฐกิจมีการขยายตัว และลดลงเมื่อเศรษฐกิจชะลอตัว ในสหรัฐฯ ดัชนีอุตสาหกรรมยังมี

ผลกระทบต่อภาคการเงินอีกด้วย โดยราคาพันธบัตรจะเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงข้ามกับการเปลี่ยนแปลงของดัชนีอุตสาหกรรม (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2554: เว็บไซต์)

2.2.14 การพยากรณ์

การพยากรณ์ หมายถึง การคาดคะเนหรือการทำนายลักษณะการเกิดของเหตุการณ์หรือภาพการณ์ในอนาคต โดยศึกษารูปแบบการเกิดของเหตุการณ์หรือสภาพการณ์จากข้อมูลที่เก็บรวบรวมอย่างมีระบบหรือจากความรู้ความสามารถประสบการณ์และวิจารณ์ญาณของผู้พยากรณ์การพยากรณ์มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อบุคคลและองค์กรในสาขาต่างๆ เช่น การเงิน การธนาคาร การบริหาร การขาย การวิจัย การศึกษา เศรษฐกิจ อุตุนิยมวิทยา วิทยาศาสตร์ อุตสาหกรรม การเกษตร การเมือง เป็นต้น เพราะเมื่อผู้บริหารองค์กรทั้งขนาดเล็กหรือขนาดใหญ่และทั้งของรัฐหรือเอกชนทราบว่าเกิดเหตุการณ์หรือสภาพการณ์ใดในอนาคตด้วยความเชื่อมั่นระดับหนึ่งการวางแผนหรือการตัดสินใจที่ถูกต้องจะนำมาซึ่งประโยชน์สูงสุดแก่องค์กรนั้นระบบการพยากรณ์ที่ดีจะช่วยลดความสูญเสียจากการดำเนินงานองค์กรใดที่มีระบบการพยากรณ์ที่ดีจะได้เปรียบองค์กรอื่น ที่ดำเนินธุรกิจเดียวกันมาก นอกจากนั้นในงานเดียวกันแต่ละองค์กรอาจมีเป้าหมายในการดำเนินงานที่ต่างกัน ทำให้ขั้นตอนการพยากรณ์เพื่อให้ดำเนินไปสู่เป้าหมายต่างกัน หากเป้าหมายการดำเนินงานต่างกันในการพยากรณ์ต้องเก็บข้อมูลที่ต่างกันและมีการประมวลผลที่ต่างกัน (ทรงศิริ แต่สมบัติ, 2541: 52-55)

วิธีการพยากรณ์มีผู้พัฒนาขึ้นมามากมายจนถึงปัจจุบันการเลือกวิธีการพยากรณ์แบบใดนั้นขึ้นอยู่กับว่าข้อมูลที่ผู้พยากรณ์มีนั้นเป็นข้อมูลลักษณะอย่างไร จึงเลือกเครื่องมือพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลนั้นการใช้เครื่องมือทุกประเภทที่มีประกอบกันในการพยากรณ์จะทำให้การพยากรณ์มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น

วิธีการพยากรณ์แบ่งออกได้ 2 ประเภท คือ

1) การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Methods) คือ การพยากรณ์ที่ใช้ความรู้ ประสบการณ์หรือความคิดเห็นของผู้รู้หรือผู้เชี่ยวชาญในเรื่องที่จะพยากรณ์ ซึ่งอาจจะขึ้นอยู่กับข้อมูลในอดีต โดยไม่ได้ใช้ตัวแบบทางคณิตศาสตร์ โดยทั่วไปวิธีการพยากรณ์แบบนี้จะไม่มีหลักการที่จะทำให้ผู้อื่นปฏิบัติตามอย่างใดก็ตาม ถึงแม้วิธีนี้จะไม่มีหลักการที่แน่ชัดทางวิชาการแต่ก็เป็นวิธีที่เหมาะสมเมื่อรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลไม่คงที่ ซึ่งไม่อาจจะสมมติได้ว่าจะมีรูปแบบนี้ในอนาคต หรือเมื่อไม่มีข้อมูลในอดีต หรือมีข้อมูลน้อยมาก หรือเป็นการพยากรณ์เกี่ยวกับเหตุการณ์ไม่ปกติ เช่น การนัดหยุดงาน การยุบสภา เป็นต้น

2) การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Methods) คือ การพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลเชิงปริมาณ (ตัวเลข) ในอดีตเพื่อนำมาพยากรณ์ค่าในอนาคต โดยสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์

ตัวแบบการพยากรณ์ประเภทนี้แบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ คือ

1) ตัวแบบเชิงกำหนด (Deterministic Models) คือ ตัวแบบที่ไม่มีองค์ประกอบของความไม่แน่นอน หรือไม่มีเคลื่อนหรือมีความเคลื่อนน้อยมากที่สามารถจะละไว้ได้ โดยทั่วไปจะพบในเรื่องของวิทยาศาสตร์กายภาพ (Physical Sciences)

2) ตัวแบบความน่าจะเป็น (Probabilistic Models) หรือตัวแบบสโตแคสติก (Stochastic Models) คือ ตัวแบบพยากรณ์ที่อาศัยความน่าจะเป็น แบ่งได้ 2 ประเภท ดังนี้

2.1 การพยากรณ์ความสัมพันธ์ (Casual Forecasting) คือ การวิเคราะห์หาตัวแบบแสดงความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปรอิสระ (Independent Variables) หรือตัวแปรอธิบาย

(Explanatory Variable) ซึ่งมีอิทธิพลต่อค่าของตัวแปรที่จะพยากรณ์ (Forecast Variable) หรือตัวแปรตาม (Dependent Variable) หรือตัวแปรผล (Response Variable) การหาความสัมพันธ์ดังกล่าวจะใช้เทคนิคที่เรียกว่าการวิเคราะห์ความถดถอยและสหสัมพันธ์ (Regression Analysis)

2.2 การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) คือการศึกษาหาแบบการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรที่แปรเปลี่ยนไปตามเวลาในอดีตจนถึงปัจจุบัน แล้วนำรูปแบบนั้นมาวิเคราะห์เพื่อพยากรณ์ค่าของตัวแปรนั้นในอนาคต

2.3 วิธี Box-Jenkins ด้วยแบบจำลอง SARIMA

การพยากรณ์ด้วยวิธี Box-Jenkins ซึ่งพัฒนาขึ้นโดย Box and Jenkins (1976) จะอาศัยแบบจำลอง SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) ที่เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาตัวแปรเดียวในอดีตจนกระทั่งปัจจุบัน เพื่อพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต โดยจะครอบคลุมผลลัพธ์ที่รวมเอาอนุกรมเวลาที่เป็นฤดูกาลรวมถึงกระบวนการหรือระบบที่ไม่นิ่งด้วย (Non-Stationary Process) ทั้งนี้กระบวนการการวิเคราะห์ประกอบด้วย

2.3.1 การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

วิธีการศึกษาจะทำการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย ซึ่งกำหนดวิธีการอาร์มาให้กับอนุกรมเวลา (Time Series Data) โดยวิธีของ Box and Jenkins เป็นวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่มีความแม่นยำและเหมาะสมในการพยากรณ์ข้อมูลระยะสั้นในอนาคต ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับความเป็นจริง และเป็นที่ยอมรับอย่างกว้างขวางการพยากรณ์อนุกรมเวลาสำหรับแบบจำลอง SARIMA (P,D,Q) จะอิงใช้ทฤษฎี Box and Jenkins เป็นเครื่องมือในการศึกษาครั้งนี้ โดยเบื้องต้นจะพิจารณาว่าอนุกรมเวลานั้นมีคุณสมบัติของอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่งหรือไม่ ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน และค่าความแปรปรวนร่วมของข้อมูล

$$\text{Mean} : E(X_t) = \mu = \text{Constant} \quad (2.5)$$

$$\text{Variance} : V(X_t) = \sigma^2 = \text{Constant} \quad (2.6)$$

$$\text{Covariance} : \text{Cov}(X_t, X_{t+k}) = E(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu) = \sigma - \mu \quad (2.7)$$

เมื่อ X_t คือ ค่าตัวแปร X ที่เวลา t ใด ๆ

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าหากข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะนิ่งจะมีค่าเฉลี่ยค่าความแปรปรวน และค่าความแปรปรวนร่วมมีค่าคงที่ ณ ทุกเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป โดยใช้การทดสอบ Unit root เพื่อพิจารณาความนิ่งของข้อมูลวิธีการของ Box and Jenkins เป็นการหารูปแบบที่เหมาะสมของอนุกรมเวลา โดยใช้ค่า Autocorrelation Function (ACF) และค่า Partial Autocorrelation Function (PACF) เป็นหลักในการพิจารณารูปแบบที่เลือกใช้จะอยู่ในกลุ่มของ

รูปแบบ Integrated Autoregressive Moving Average Order p and q หรือ SARIMA (P,D,Q) ซึ่งเป็นรูปแบบที่กำหนดว่าค่าพยากรณ์ในอนาคตเป็นค่าที่ได้จากการสังเกตหรือการพยากรณ์ล่วงหน้าและความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ก่อนหน้า

โดยเป็นการรวมส่วนของรูปแบบ AR (p) และ MA (q) เข้าด้วยกัน โดยที่รูปแบบ AR (p) หมายถึงรูปแบบที่แสดงค่าสังเกต X_t จะขึ้นอยู่กับค่า $X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, \dots, X_{t-p}$ หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า ส่วนรูปแบบ MA (q) หมายถึงรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต X_t จะขึ้นอยู่กับค่าคลาดเคลื่อน $e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, \dots, e_{t-p}$ หรือค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นก่อนหน้า q ค่า ส่วน Integrated (I) หรือ (d) เป็นการหาผลต่าง (Difference) ของอนุกรมเวลา เหตุผลสำคัญที่ต้องหาผลต่างของอนุกรมเวลา เนื่องจากแบบจำลอง SARIMA จะใช้ได้กับตัวแปรหรืออนุกรมเวลาที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม (Trend) หรือมีคุณสมบัติเป็น Stationary เท่านั้น ในกรณีที่ตัวแปรมีการเปลี่ยนแปลงแนวโน้มรวมอยู่ด้วย ต้องขจัดปัจจัยแนวโน้มออกไปก่อน โดยการหาผลต่างของระหว่างค่าของตัวแปรในช่วงเวลาติดกัน

2.3.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit Root Test or Stationary Test)

การทดสอบ Unit Root ได้อธิบายไว้ว่าสามารถทดสอบได้โดยใช้การทดสอบ DF (Dickey-Fuller Test) และการทดสอบ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test) (Dickey-Fuller, 1981: 428) ซึ่งสมมติฐานว่าง (Null Hypothesis) ของการทดสอบ DF คือ $H_0: \rho = 1$ จากสมการที่ (2.8)

$$X_t = \rho X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

ซึ่งเรียกว่า การทดสอบ Unit Root โดยถ้า $|\rho| < 1$ แสดงว่าข้อมูล X_t จะมีลักษณะนิ่ง หาก $\rho = 1$ แล้วข้อมูลจะมีลักษณะไม่นิ่งจากสมการที่ (2.8) สามารถเปลี่ยนรูปแบบสมการได้เป็น

$$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

โดย $X_t = (1 + \theta)X_{t-1} + \varepsilon_t$ เปรียบเทียบสมการ (2.8) จะสามารถพิจารณาความนิ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ เมื่อ $\rho = (1 + \theta)$ ถ้า θ ในสมการ (2.9) มีค่าเป็นลบ จะได้ว่า ρ มีค่าน้อยกว่า 1 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าการปฏิเสธ สมมติฐานว่าง $H_0: \theta = 0$ ถือว่าเป็นการยอมรับสมมติฐาน $H_a: \theta < 0$ แสดงว่าค่า $|\rho| < 1$ และ X_t มีลักษณะ Integration of Order Zero นั่นคือ X_t มีลักษณะนิ่ง ในทางตรงกันข้ามถ้ายอมรับ $H_0: \theta = 0$ หมายความว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่ง ถ้า X_t เป็นแนวเดินเชิงสุ่มซึ่งมีความโน้มเอียงทั่วไปรวมอยู่ด้วย (Random Walk with Drift) สามารถเขียนแบบจำลองได้ดังนี้

$$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.10)$$

ถ้า X_t เป็นแนวเดินเชิงสุ่มซึ่งมีความโน้มเอียงทั่วไปรวมอยู่ด้วย (Random Walk with Drift) และมีแนวโน้มตามเวลาเชิงเส้น (Linear Time Trend) สามารถเขียนแบบจำลองได้ดังนี้

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.11)$$

โดยที่ $t =$ แนวโน้มของเวลา ซึ่งจะทำการทดสอบ $H_0: \theta = 0$ โดยมี $H_a: \theta < 0$ เช่นเดียวกับที่กล่าวมาข้างต้น โดยสรุปแล้ว Dickey and Fuller ได้พิจารณาสมการถดถอย 3 รูปแบบที่แตกต่างกันในการทดสอบว่ามี Unit Root หรือไม่ ซึ่ง 3 สมการดังกล่าวได้แก่

Random Walk $\Delta X_t = X_t - X_{t-1} = \theta X_{t-1} + \varepsilon_t$

Random Walk with Drift $\Delta X_t = X_t - X_{t-1} = \alpha + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t$

Random Walk with Drift and Trend $\Delta X_t = X_t - X_{t-1} = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t$

โดยตัวพารามิเตอร์ที่สนใจในทุกสมการ นั่นคือ $\theta = 0$ ข้อมูล X_t จะมี Unit Root โดยเปรียบเทียบค่าสถิติ t (t-Statistic) ที่คำนวณได้กับค่าที่เหมาะสมที่อยู่ในตาราง Dickey-Fuller (Enders, 1995 : 221) หรือกับค่าวิกฤติ MacKinnon อย่างไรก็ตามค่าวิกฤติ (Critical Values) จะไม่เปลี่ยนแปลงถ้าทั้ง 3 สมการดังกล่าวถูกแทนที่โดยกระบวนการเชิงอัตตะถดถอย (Autoregressive Processes) จะได้สมการดังนี้

$$\Delta X_t = X_t - X_{t-1} = \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.12)$$

$$\Delta X_t = X_t - X_{t-1} = \alpha + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.13)$$

$$\Delta X_t = X_t - X_{t-1} = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2.14)$$

มีการเพิ่มค่า Lagged Change เข้าไปในสมการ เนื่องจากการทดสอบอนุกรมเวลามีปัญหา Serial Correlation ในค่า Error term ε_t การทดสอบที่ DF-Test ไม่สามารถทำได้ ดังนั้นจึงต้องนำ การทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test (ADF-test) ซึ่งพัฒนามาจาก Dickey-Fuller Test (DF) มาใช้เพื่อแก้ปัญหา Serial Correlation ในค่าความคลาดเคลื่อน ε_t ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ T-Test หรือ F-Test ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤติในกรณีของการหา Lag Length ที่เหมาะสมนั้น (Ender, 1995: 277) ได้เสนอแนะวิธีหนึ่งในการหา Lag Length คือ เริ่มต้นด้วยการให้มี Lag Length ที่ยาวมากพอ แล้วพิจารณาความมีนัยสำคัญทางสถิติที่

ระดับนัยสำคัญต่างๆ เมื่อพบว่าที่ Lag Length ที่เลือกมีค่าทาง T-Statistic ที่นัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับนัยสำคัญ ร้อยละ 10 แล้วจึงทำการลดขนาด Lag Length ลงทีละ 1 ช่วง จน Lag มีค่า T-Statistic แตกต่างไปจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ

2.3.3 การกำหนดรูปแบบจำลอง (Identification)

การกำหนดรูปแบบจำลอง (Identification) ให้กับอนุกรมเวลาที่มีความนิ่งเป็นการหา รูปแบบ SARIMA (P,D,Q) ที่คาดว่าจะเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลา โดยที่พิจารณาที่สหสัมพันธ์ (Autocorrelation : (ρ_k)) คือ การวัดความสัมพันธ์ของแต่ละช่วงเวลา โดยมีช่วงเวลาที่มีย้อนหลังไป k หน่วยเวลา) มีค่าเท่ากับ $-1 < \rho_k < 1$ โดยเปรียบเทียบกับค่า Autocorrelation (r_k) ของอนุกรมเวลา ตัวอย่างกับค่า Autocorrelation (ρ_k) ของอนุกรมเวลาของประชากรที่มีช่วงเวลาย้อนหลังไป k หน่วย เวลา

สหสัมพันธ์ในตนเองและสหสัมพันธ์ในตนเองส่วนย่อย (ACF and PACF)

2.3.3.1 สหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation: ACF)

จากกระบวนการนิ่ง (Stationary Process) ซึ่งมีคุณสมบัติคือ ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการเป็นค่าคงที่ที่ทุกหน่วยเวลาใดๆ และความแปรปรวนร่วมของค่าสังเกต คู่ใดๆ ในอนุกรมเวลานั้น จะขึ้นอยู่กับช่วงเวลาที่ห่างกัน k หน่วยเวลา ถ้าพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่าง Y_t และ Y_{t+k} จะได้สหสัมพันธ์ที่มีค่าขึ้นกับช่วงเวลาที่ห่างกัน k หน่วยเท่านั้น ซึ่งจะเรียกสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสุ่มที่หน่วยเวลาห่างกัน ของกระบวนการเดียวกันว่า สหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ ρ_k โดยที่

$$\rho_k = \frac{E(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)}{\sqrt{E(Y_t - \mu)^2 (Y_{t-k} - \mu)^2}} \quad (2.15)$$

$$\text{เมื่อ } r_k = \text{cov}(Y_t, Y_{t-k}) = E(Y_t - \mu)(Y_{t-k} - \mu)$$

$$r_0 = E(Y_t - \mu)^2 = E(Y_{t-k} - \mu)^2 = \text{Var}(Y_t) = \text{Var}(Y_{t-k})$$

$$\text{ดังนั้น } \rho_k = \frac{r_k}{r_0}$$

เมื่อพิจารณา ρ_k ในลักษณะที่เป็นฟังก์ชันของเวลาที่ห่างกัน k หน่วยจะเรียก ρ_k ว่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองหรือคอเรโลแกรม (Autocorrelation Function : ACF or Correlogram) โดยที่ ρ_k เป็นพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าจะทำการประมาณค่า ρ_k จากอนุกรมเวลาที่มีจำนวนจำกัด n ค่าสังเกต (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) ซึ่งเรียกว่า สหสัมพันธ์ในตนเองที่ช่วงเวลาที่ห่างกัน k หน่วยจากตัวอย่าง (Sample Autocorrelation Function at Lag k : SACF) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ r_k โดยที่

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad ; k = 0, 1, 2, \dots$$

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{t=1}^n Y_t}{n} \quad (2.16)$$

ความแปรปรวนของตัวประมาณสหสัมพันธ์ในตนเองของตัวอย่าง Var (SACF) สำหรับกระบวนการ ซึ่งทุกสหสัมพันธ์ในตนเอง $r_k = 0$ เมื่อ $k > q$ ประมาณได้โดย

$$\text{Var (SACF)} = \text{Var} (r_k) \cong \frac{1}{n} (1 + 2 \sum_{s=1}^q \rho_s^2) \quad ; k > q$$

ถ้าอนุกรมเวลาที่มีความสัมพันธ์ $\rho_k = 0$ สามารถประมาณค่าความแปรปรวน r_k ได้ดังนี้

$$\text{Var} (r_k) \cong \frac{1}{n} \quad ; \forall k \text{ และ}$$

โดยทั่วไปการทดสอบสมมติฐาน $H_0 : \rho_k = 0$ แยกกับ $k > q$ เมื่อ $H_1 : \rho_k \neq 0$

จะทำการสรุปว่า

$$\rho_k = 0 \text{ สำหรับ } k > q \text{ เมื่อ } |r_k| \leq \frac{2}{\sqrt{n}} (1 + 2 \sum r_j^2)^{1/2}$$

และสรุปว่า

$$\rho_k \neq 0 \text{ เมื่อ } k > q \text{ ถ้า } |r_k| \geq \frac{2}{\sqrt{n}} (1 + 2 \sum r_j^2)^{1/2}$$

นั่นคือ ถ้า $\left| \frac{r_k}{S_{r_k}} \right| \leq 2$ สำหรับช่วงเวลา $k \geq q + 1$ และ

$$\left| \frac{r_k}{S_{r_k}} \right| > 2 \text{ สำหรับช่วงเวลา } k \leq q$$

2.3.3.2 สหสัมพันธ์ในตนเองส่วนย่อย (Partial Autocorrelation)

ในการพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Y_t และ Y_{t-k} อาจจะมีผลเนื่องมาจากสหสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปรนี้กับ $Y_{t+1}, \dots, Y_{t-k+1}$ ด้วย ดังนั้นจึงทำการปรับค่าสหสัมพันธ์โดยการวัดสหสัมพันธ์ในตนเองส่วนย่อย ระหว่าง Y_t และ Y_{t-k} สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ส่วนย่อยระหว่างตัวแปร X และ Y เมื่อกำหนดตัวแปร w คือสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ซึ่งหาจากฟังก์ชันความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข (Conditional Probability Density Function) ดังนี้

$$\rho_{xy \cdot w} = \frac{\rho_{yx} - \rho_{wx} \rho_{yw}}{\sqrt{(1 - \rho_{wx}^2)(1 - \rho_{yw}^2)}} \quad (2.17)$$

ถ้ากำหนด $X = Y_t, Y = Y_{t-2}, w = Y_{t-1}$ สหสัมพันธ์ส่วนย่อยของช่วงเวลาห่างกันเท่ากับ 2 หรือเขียนแทนด้วย ϕ_{22} ซึ่งหาได้จาก

$$\phi_{22} = \rho_{y_t y_{t-2} \cdot y_{t-1}} = \frac{\rho_{y_t y_{t-2}} - \rho_{y_t y_{t-1}} \rho_{y_{t-2} y_{t-1}}}{\sqrt{(1 - \rho_{y_t y_{t-1}}^2)(1 - \rho_{y_{t-2} y_{t-1}}^2)}}$$

และ สหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยของช่วงเวลาห่างกัน k หน่วยใด ๆ คือ

$$\phi_{kk} = \text{Corr}[Y_t - E(Y_t / Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k+1}), Y_{t-k+1} - E(Y_{t-k+1} / Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k+1})]$$

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \rho_1 & 1 & \rho_{k-4} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

$$\text{ดังนั้นค่าประมาณ } \hat{\phi}_{kk} = \begin{cases} r_1 & ; k=1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \cdot r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_j} & ; k=2, 3, \dots \end{cases}$$

ฟังก์ชันของ ϕ_{kk} จะเรียกว่า Partial Autocorrelation Function (PACF) กรณีที่ PACF ลดลงเข้าสู่ศูนย์ อย่างรวดเร็ว แสดงว่าอนุกรมชุดนี้เป็นกระบวนการ Stationary ตัวแบบอนุกรมเวลาโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เป็นวิธีการที่สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวทุกประเภท และมีความแม่นยำในการพยากรณ์ที่ค่อนข้างสูง เหมาะสำหรับการพยากรณ์ทุกช่วงเวลา โดยมีแนวคิดว่าอนุกรมเวลาที่พิจารณาอาจอธิบายได้ด้วยตัวแบบสโตแคสติก (Stochastic Model) ซึ่งมีลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) และสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย (Partial Autocorrelation) แตกต่างกันไป ด้วยเหตุนี้การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-

เงินกินส์จึงเป็นวิธีการพยากรณ์ที่เลือกตัวแบบพยากรณ์ให้กับอนุกรมเวลาโดยพิจารณาจากลักษณะของ สหสัมพันธ์ในตัวเองและสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย กำหนดตัวแบบสโตแคสติกที่เป็นไปได้ให้กับ อนุกรมเวลาที่ศึกษาที่เหมือนกับตัวแบบในทฤษฎี ส่งผลให้ตัวแบบที่เป็นไปได้ของการพยากรณ์อาจมี มากกว่า 1 ตัวแบบ จึงจำเป็นต้องมีขั้นตอนในการตรวจสอบเพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ ต่อไป

2.3.4 ตัวแบบ (Model)

ในการหาตัวแบบนั้นมึข้อกำหนดที่สำคัญคือ ชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาวิเคราะห์นั้น จะต้องมึคุณสมบัติ Stationary ซึ่งตัวแบบที่เกิดขึ้นในวิธีการพยากรณ์มีดังนี้

2.3.4.1 ตัวแบบอัตตถดถอย (Autoregressive Model : AR(p))

2.3.4.2 ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Model : MA(q))

2.3.4.3 ตัวแบบอัตตถดถอยผสมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Autoregressive Moving Average Model : ARMA(p,q))

2.3.4.4 ตัวแบบ Autoregressive Integrated Moving Average Model : ARIMA(p,d,q)

2.3.4.5 ตัวแบบ Multiplicative Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model Of Order: ARIMA (p, d, q) x SARIMA(p,D,Q)_s

ซึ่งตัวแบบทั้ง 5 ตัวแบบมีลักษณะต่าง ๆ ดังนี้

1) ตัวแบบอัตตถดถอย (Autoregressive Model: AR (p)) ข้อมูล ณ เวลาปัจจุบัน สัมพันธ์เชิงถดถอยกับข้อมูลเดียวกันในเวลาอดีต ดังนี้

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad (2.18)$$

เมื่อ Y_t	เป็นข้อมูลที่ Stationary ณ เวลา t
Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p}	เป็นข้อมูลตัวแปรอิสระของข้อมูลตัวแปรตาม ณ เวลาในอดีต p ช่วงเวลา
ϕ_0	เป็นค่าคงที่
ϕ_1, \dots, ϕ_p	เป็นสัมประสิทธิ์ความถดถอย
e_t	แทนความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

2) ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Model: MA (q)) ข้อมูล ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์กับความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในเวลาอดีต ดังนี้

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2}, \dots, -\theta_q e_{t-q} - \theta_0 \quad (2.19)$$

เมื่อ Y_t เป็นข้อมูลที่ stationary ณ เวลา t
 e_{t-1}, \dots, e_{t-q} เป็นข้อมูลตัวแปรอิสระของข้อมูลตัวแปรตาม ณ เวลาในอดีต p ช่วงเวลา
 θ_0 เป็นค่าคงที่
 e_t แทนความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
 e_1, \dots, e_p เป็นสัมประสิทธิ์หรือน้ำหนัก

3) ตัวแบบอัตถถอดถอยผสมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Autoregressive Moving Average Model: ARMA (p,q)) ข้อมูล ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์กับข้อมูลในอดีตและความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ในอดีต ดังนี้

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2}, \dots, -\theta_q e_{t-q} - \theta_0 \quad (2.20)$$

4) ตัวแบบออโตรีเกรซซีฟอินทิเกรตเดมูฟวิงแอเวอเรจ (Autoregressive Integrated Moving Average Model : ARIMA (p,d,q)) เป็นตัวแบบที่ข้อมูลไม่เป็น stationary ถ้ากำหนด $W = \nabla^d Y_t$ ดังนั้นตัวแบบ ARIMA(p,d,q) คือ

$$W_t = \phi_1 W_{t-d} + \phi_2 W_{t-2d} + \dots + \phi_p W_{t-pd} + e_t - \theta_1 e_{t-d} - \theta_2 e_{t-2d}, \dots, -\theta_q e_{t-qd}$$

ARIMA (p,1,q) คือ

$$Y_t - Y_{t-d} = \phi_1 (Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \phi_2 (Y_{t-2} - Y_{t-3}) + \dots + \phi_p (Y_{t-p} - Y_{t-p-1}) + e_t - \theta_1 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.21)$$

5) ตัวแบบ Multiplicative Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model Of Order: ARIMA (p, d, q) x SARIMA(p,D,Q)_s

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) (1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_p B^{ps}) (1 - B)^d (1 - L)^D Y_t \\ = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) (1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{Qs}) a_t$$

ตัวแบบ ARIMA (p, d, q) x SARIMA(p,D,Q)_s แบบต่าง ๆ (เมื่อ s = 12) ARIMA (1, 1, 1)_(1,0,0)12

$$Y_t = \mu + a_t - \theta a_{t-1} + Y_{t-1} + \phi Y_{t-1} - \phi Y_{t-2} + \Phi Y_{t-12} - \Phi Y_{t-13} - \Phi \phi Y_{t-13} + \Phi \phi Y_{t-14} \quad (2.22)$$

$\mu = 0$	เนื่องจากข้อมูลของอนุกรมเวลาที่ผ่านการแปลงและมีคุณสมบัติ Stationary
Y_t	แทน ค่าพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t ใด ๆ , t = 1, ..., 67
Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p}	แทน ข้อมูลตัวแปรอิสระของข้อมูลตัวแปรตาม ณ เวลา P ใด ๆ
$Y_n(\ell)$	แทน ค่าพยากรณ์ของค่าสังเกตที่เวลา n + ℓ , n = 67
ϕ	แทน สัมประสิทธิ์ความถดถอย ของ AR
θ	แทน สัมประสิทธิ์ความถดถอย ของ MA
Φ	แทน สัมประสิทธิ์ความถดถอย ของ SAR
ℓ	แทน ช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์
a_t	แทน ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ใด ๆ
a_n	แทน ค่าความคลาดเคลื่อนที่เวลา n

2.3.5 การกำหนดตัวแบบ (Model Identification)

การกำหนดตัวแบบมีขั้นตอนเป็นไปตามลำดับขั้นตอนการตรวจสอบคุณสมบัติของกระบวนการโดยใช้ค่าสังเกตของกระบวนการในอดีต y_{t-1}, \dots, y_{t-k} ดังนี้

ขั้นที่ 1 การแปลงให้เป็นกระบวนการที่มีความแปรปรวนคงที่ โดยใช้เทคนิคการแปลงค่า ซึ่งอาจทำได้มากกว่าหนึ่งวิธี ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับลักษณะของการเปลี่ยนแปลงค่าของความแปรปรวน วิธีที่นิยมใช้มากคือการแปลงด้วยลอการิทึม $\ln y_t$ หรือการแปลงด้วยรากที่สอง $\sqrt{y_t}$ หรือการแปลง

ด้วยฟังก์ชัน $\frac{1}{y_t}$ เป็นต้น

ขั้นที่ 2 การแปลงให้เป็นกระบวนการค่าเฉลี่ยคงที่ ในกระบวนการ y_t ซึ่งมีความแปรปรวนคงที่ แต่ยังมีค่าเฉลี่ยที่ไม่คงที่ ซึ่งอาจจะดูได้จากกราฟของอนุกรมเวลามีระดับเปลี่ยนไปตามเวลา ACF มีลักษณะลดลงเข้าสู่ศูนย์ช้า หรือการแปลงให้กระบวนการเป็น Stationary ได้โดยหาผลต่างครั้งที่ d ได้เป็นอนุกรมผลต่างซึ่งโดยทั่วไปนิยมใช้ d ไม่เกิน 2

ขั้นที่ 3 การกำหนดรูปแบบที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาเดิมที่ไม่เป็น Stationary ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่เป็น Stationary เลือกตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ที่เป็นไปได้ ดังแสดงในตาราง 1

ตาราง 2.1 แสดงลักษณะของ ρ_k และ ρ_{kk} สำหรับรูปแบบ ARIMA(p, d, q)

กระบวนการ ARIMA(p,d,q)	ACF (ρ_k)	PACF (ρ_{kk})	เงื่อนไข Stationary	หมายเหตุ
1,d,0	ลดลงแบบเอ็กโปเนนเชียล	เฉพาะ $\rho_{kk} \neq 0$ ส่วนค่าอื่นเป็น ศูนย์	$-1 < \rho < 1$	ARIMA(1,0,0) คือ AR(1)
0,d,1	เฉพาะ $\rho_1 \neq 0$ ค่าอื่นเป็น 0 และ $-0.05 < \rho_1 < 0.5$	ลดลงในกรอบ ลดลง เอ็กโปเนนเชียล		ARIMA(0,0,1) คือMA(1)
2,d,0	ลักษณะผสมของการลดลง แบบเอ็กโปเนนเชียลหรือ ลดลงแบบคลื่นไซน์	เฉพาะ $\rho_{11}, \rho_{22} \neq 0$ ส่วนค่าอื่นเป็น ศูนย์	$-1 < \rho_2 < 1$ $\rho_1 + \rho_2 < 1$ $\rho_1 - \rho_2 < 1$	ARIMA(2,0,0) คือAR(2)
1,d,1	ลดลงจาก ρ_1 แบบเอ็กโปเนนเชียล	ลดลงจาก ρ_{kk} ใน กรอบการลดลง เอ็กโปเนนเชียล	$1 < \rho < 1$	ARIMA(0,0,2) คือMA(2)

ที่มา : มุกดา แม่นมิตร (2549: 218)

2.3.6 การประเมินแบบจำลองที่มีความเหมาะสม

การประเมินแบบจำลองที่มีความเหมาะสม เพื่อนำมาใช้เป็นตัวแทนของกลุ่มข้อมูลจริง ประกอบการตัดสินใจสามารถพิจารณาจากค่าสถิติดังต่อไปนี้

2.3.6.1 ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) โดยจะเป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าที่ประมาณจากแบบจำลองว่ามีความแตกต่างกันเพียงใด ถ้าค่า RMSE มีค่าน้อยเพียงใด แสดงว่า แบบจำลองนั้นสามารถเป็นตัวแทนค่าจริงได้ดีมากเพียงนั้น โดยสมการค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) ดังสมการ

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{Predict}_i - \text{Actual}_i)^2} \quad (2.23)$$

2.3.6.2 ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) โดยจะเป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าที่ประมาณจากแบบจำลองว่ามีความแตกต่างกันเพียงใด ถ้าค่า MAPE มีค่าน้อยเพียงใด แสดงว่า แบบจำลองนั้นสามารถเป็นตัวแทนค่าจริงได้ดีมากเพียงนั้นโดยสมการค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) ดังสมการ

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\text{Predict}_i - \text{Actual}_i}{\text{Actual}_i} \right| \times 100 \quad (2.24)$$

โดยที่ Actual = ข้อมูลจริงที่ได้จากผลการสำรวจของสำนักงานสถิติแห่งชาติ
 Predict = ข้อมูลที่ได้จากการทำนายด้วยวิธีอาร์มา ที่มีฤดูกาล
 N = จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณ

2.3.6.3 R^2 คือ การวัดค่า ตัวแปรอิสระที่อธิบายตัวแปรตามได้ดีเพียงใด ถ้าค่า R^2 เท่ากับ 1 หมายความว่าตัวแปรอิสระสามารถอธิบายตัวแปรตามได้ 100% ในทางกลับกันหากค่า R^2 มีค่าเท่ากับ 0 หมายความว่าตัวแปรอิสระไม่สามารถอธิบายตัวแปรตามได้เลย แต่ถ้ามีการเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไปในสมการมาก จะทำให้ค่า R^2 มากขึ้นด้วย จึงเป็นข้อจำกัดของค่าสถิตินี้ โดยสามารถพิจารณารูปแบบสมการ ดังนั้นเพื่อการปรับปรุงข้อจำกัดดังกล่าว จึงเกิดค่าสถิติใหม่ คือค่า Adjusted R^2 (\bar{R}^2) ซึ่งจะมีการผูกผันกันระหว่างตัวแปรที่เพิ่มเข้าไปกับค่า R^2 ที่ได้เพิ่มขึ้นมา ดังสมการที่

$$R^2 = 1 - \frac{\sum u_i^{-2}}{\sum x_i^2} \quad (2.25)$$

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\sum u_i^{-2} / (n - k)}{\sum x_i^2 / (n - 1)} \quad (2.26)$$

2.3.6.4 Akaike Information Criterion (AIC) คือ ค่าสถิติที่ประยุกต์คล้ายกับ \bar{R}^2 แต่ใช้รูปแบบการใส่ค่าลอการิทึมฐานธรรมชาติ (natural logarithm) โดยหากค่าสถิตินี้มีค่าน้อยเพียงใดนั้นก็แปลว่าแบบจำลองที่ประมาณได้นั้นสามารถเป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้ดีเพียงนั้น ทั้งนี้ค่าสถิตินี้เหมาะที่จะนำไปใช้ในการหาค่าย้อนหลัง (lag length) ด้วย ดังสมการ

$$\text{AIC} = \left(\frac{2k}{n} \right) + \log \left(\frac{\sum \hat{u}_i^2}{n} \right) \quad (2.27)$$

2.3.6.5 Schwarz's Bayesian Information Criterion (SBCหรือ BIC) คือ วิธีการปรับวัดได้อย่างดี (Goodness of fit) เป็นวิธีที่ประยุกต์คล้ายกับ Akaike Information Criterion (AIC) การพิจารณาค่า SBC มีค่าน้อยเท่าใดแล้วแสดงว่าแบบจำลองนั้นใช้เป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้อย่างเหมาะสม ซึ่งมีรูปสมการ

$$\text{SBC} = \log \left(\frac{\sum \hat{u}_i^2}{n} \right) + \left(\frac{2k \log n}{n} \right) \quad (2.28)$$

2.3.7 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter Estimation)

การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Parameter Estimation) คือ การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ที่มาจากแบบจำลองถดถอยในตัวเอง (Autoregressive; AR: p) และรูปแบบการเคลื่อนที่ของค่าความคลาดเคลื่อน (Moving average; MA: q) โดยสามารถเลือกใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Least Square) แต่สามารถที่จะใช้วิธีการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) เพื่อสร้างความสัมพันธ์ของสมการที่จะสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้ หากรูปแบบความสัมพันธ์นั้นเป็นรูปแบบที่มีความเหมาะสมที่สุด หรือ โดยการหาค่าประมาณแบบง่ายหรือค่าประมาณที่ได้จากการวิเคราะห์ตัวเลขสำหรับค่าประมาณแบบง่ายจะทำ โดยการสร้างสมการที่ได้มาจากความสัมพันธ์ระหว่าง P_k และพารามิเตอร์ โดยสมการที่สร้างขึ้นจะมีจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณ ส่วนค่าประมาณที่ได้จากการวิเคราะห์ตัวเลขจะได้รับการแก้สมการที่สร้างขึ้นจากวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในขั้นตอนของการวิเคราะห์ตัวเลขจะต้องมีการกำหนดค่าประมาณเริ่มต้น ซึ่งส่วนใหญ่จะใช้การประมาณแบบง่ายเป็นจุดเริ่มหลังวิเคราะห์เสร็จแล้วจะใช้ค่าประมาณสุดท้ายที่นำไปใช้ประโยชน์ในการสร้าง สมการพยากรณ์

2.3.8 การตรวจสอบแบบจำลอง (Diagnostics)

เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลองจะต้องตรวจสอบทุกครั้งว่ารูปแบบที่กำหนดนั้นมีความเหมาะสมหรือไม่ การตรวจสอบสามารถทำได้หลายวิธี ยกตัวอย่างเช่น การพิจารณาคอเรลโลแกรม ของอัตสหสัมพันธ์ของกลุ่มตัวอย่าง r_k แต่อย่างไรก็ตาม Gujarati ได้เสนอการทดสอบวิเคราะห์ความเหมาะสมของแบบจำลองโดยใช้การทดสอบของ Box-Pierce ซึ่งแสดงได้โดยใช้ Q-Statistic ดังสมการ

$$Q - \text{Statistic} = n \sum_{k=1}^m \rho_k^2 \quad (2.29)$$

กำหนดให้ n คือ จำนวนของข้อมูล

m คือ ค่า Lag Length

$$H_0 : \rho_1(\hat{\epsilon}_t) = \rho_2(\hat{\epsilon}_t) = \dots = \rho_k(\hat{\epsilon}_t) = 0$$

$$H_a : \rho_1(\hat{\epsilon}_t) \neq \rho_2(\hat{\epsilon}_t) \neq \dots \neq \rho_k(\hat{\epsilon}_t) \neq 0$$

จากสมการ ค่า Q-Statistic ของแบบจำลองมีการแจกแจงแบบ Chi-Square ที่มีดีกรีเท่ากับ m ซึ่งอยู่ภายใต้ข้อสมมุติฐานว่าง : H_0 คือ ค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการประมาณมีลักษณะเป็น White Noise หมายถึง แบบจำลองที่ได้ไม่มีอัตสหสัมพันธ์ ถ้าหากแบบจำลองที่ได้ไม่มีอัตสหสัมพันธ์ให้ใช้แบบจำลองนี้ไปพยากรณ์ หรือ e_t มีการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และมีค่าความแปรปรวนเท่ากับ $\sigma^2 I[e_t \sim NID(0, \sigma^2 I)]$ แสดงว่า e_t มีลักษณะปราศจากอัตสหสัมพันธ์ (Non-Autocorrelation) แต่ถ้าหากแบบจำลองมีอัตสหสัมพันธ์ให้กลับไปกำหนดรูปแบบตามข้อที่ 1 ใหม่ เพื่อกำหนดรูปแบบจำลองใหม่

2.3.9 การพยากรณ์ (Forecasting)

เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมภายหลังจากการวิเคราะห์ความถูกต้องแล้ว ก็สามารถนำแบบจำลองใช้ในการพยากรณ์ แต่เนื่องจากการพยากรณ์ข้อมูลไปข้างหน้าจำเป็นต้องใช้แบบจำลองที่ให้ค่าประมาณแม่นยำที่สุด คือ ช่วง Historical Forecast ($T_1 - T_2$) เป็นการพยากรณ์ตั้งแต่อดีตจนถึงช่วงที่จะพิจารณา T_2 เพื่อเปรียบเทียบข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ โดยพิจารณาค่า RMSE และ MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดที่ได้จากการพยากรณ์

2.3.10 ข้อจำกัด : การวิเคราะห์ Box-Jenkins ตัวแบบ SARIMA

2.3.10.1 ใช้เวลามากในการพยากรณ์

2.3.10.2 ข้อมูลอาจไม่เพียงพอและหาไม่ได้

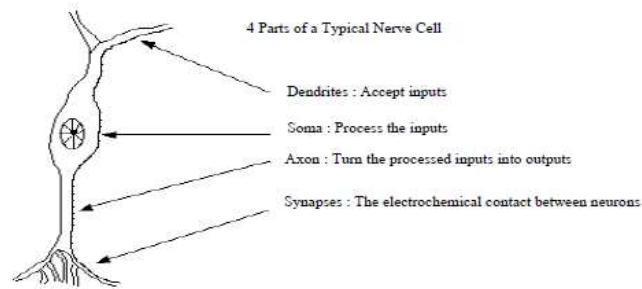
2.3.10.3 ต้องใช้ความรู้ทางสถิติมาใช้ในการพยากรณ์ และข้อมูลต้องมีลักษณะเป็น Stationary คือ มีค่าเฉลี่ยคงที่ ความแปรปรวนคงที่ และความแปรปรวนร่วมคงที่

2.4 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นเทคโนโลยีขั้นสูงทางคอมพิวเตอร์แขนงหนึ่ง ซึ่งประกอบไปด้วยโครงข่ายของปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งมีค่านิยาม ดังนี้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยระบบการคำนวณแบบไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งมีวิธีการดำเนินระบบเป็นแบบขนานและมีรูปแบบการเรียนรู้แบบโครงข่ายใยประสาทชีวภาพ (Lippmann, 1987: 5) โดยประกอบไปด้วยนิวรอน (หรือ โหนด หรือ หน่วยประมวลผล) ซึ่งรวมกันอยู่เป็นชั้น ๆ ซึ่งสามารถรับข้อมูลเข้าได้หลายค่า และสามารถคำนวณผล โดยจะให้ผลลัพธ์ค่าเดียวหรือหลายค่าก็ได้ (Klimasauskas, 1993: 49) ซึ่งการคำนวณในระบบประกอบไปด้วยฟังก์ชันง่าย ๆ เช่นฟังก์ชันการรวม และฟังก์ชันการคูณ โดยมีความสามารถในการเรียนรู้จากตัวอย่างหลาย ๆ ตัวอย่าง ซึ่งจะหาแนวทางการแก้ปัญหา แม้แต่ข้อมูลที่ถูกป้อนเข้ามาไม่สมบูรณ์หรือผิดพลาด ระบบจะเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่คลาดเคลื่อน และปรับเปลี่ยนวิธีการประมวลผลเพื่อให้ผลลัพธ์ถูกต้องที่สุดระบบจะประมวลผลข้อมูลโดยคอมพิวเตอร์อย่างรวดเร็ว (Flood and Kartam, 1994: 15)

2.4.1 แนวคิดพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม

Lippmann (1987: 7) ได้อธิบายถึงนิวรอนว่าคล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ โดยรับสัญญาณข้อมูลที่ส่งเข้ามา และจะถูกกระตุ้น แต่ละเซลล์ประกอบด้วย ปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (Dendrite) ซึ่งเป็นข้อมูล ป้อนเข้าและปลายในการส่งกระแสประสาท เรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ดังภาพประกอบ 4 ซึ่งเป็นเหมือนข้อมูลที่ส่งออกมาของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียส ซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่า ต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน ผลการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าที่เหมือนหรือมีลักษณะพิเศษบางอย่างเหมือนกัน จะให้ผลลัพธ์สุดท้ายเป็นค่าที่ค่อนข้างแน่นอน



ภาพประกอบ 2.4 โครงสร้างระบบประสาทในสมอง

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่สร้างเลียนแบบระบบประสาทของมนุษย์ (Lippmann, 1987: 8) โดยระบบการทำงานต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมมีลักษณะคล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ คือ มีการเรียนรู้จากประสบการณ์ที่ได้รับและสามารถให้คำตอบได้แม้แต่ข้อมูลที่ป้อนเข้าจะผิดพลาดหรือไม่สมบูรณ์ โดยหาวิธีการแก้ปัญหาจากประสบการณ์การเรียนรู้ที่ผ่านมา และสามารถที่จะพัฒนาให้ไปเป็นโปรแกรมที่สามารถโต้ตอบกับมนุษย์ได้

2.4.2 สถาปัตยกรรมของชั้น (Architecture of Layer)

การรับรู้แบบหลายชั้น (Multi-Layer Perception) เครือข่ายประสาทจะประกอบด้วยโครงข่ายหลายชั้นโดยในแต่ละชั้นจะประกอบด้วยโหนด (Nodes) หรือเปรียบได้กับตัวเซลล์ประสาท (Neural) ค่าน้ำหนักของเส้นที่เชื่อมต่อระหว่างโหนดของแต่ละชั้น ค่า Bias Vector (b) และค่า Output Vector (a) โดย m เป็นตัวเลขบอกลำดับชั้นกำกับไว้ด้านบน เมื่อ p เป็น Input Vector การคำนวณค่าข้อมูลขาออกสำหรับเครือข่ายประสาทที่มี M ชั้นจะเป็นดังสมการ

$$a^{m+1} = f^{m+1} (W^{m+1} a^m + b^{m+1}) \quad (2.30)$$

เมื่อ $m = 0, 2, \dots, M-1$

$$a_0 = p$$

$$a = a_m$$

และ f เป็น Transfer Function

โครงข่ายประสาทเทียมจะมีสถาปัตยกรรมหลักๆ ด้วยกันสองแบบคือโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward Network) และโครงข่ายแบบป้อนกลับ (Feedback Network) แต่ทั้งสองแบบยังสามารถนำไปประยุกต์เข้ากับทฤษฎีอื่นๆ เพื่อใช้ประโยชน์ในการพยากรณ์ในรูปแบบที่แตกต่างกันไป ตามความเหมาะสมกับลักษณะข้อมูลและจำนวนของข้อมูลแบบต่างๆ ซึ่งการศึกษาครั้งนี้ใช้ Multi-Layer Perceptron (MLP) โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายๆ ชั้น ใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อน ได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Back-Propagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่าน

ไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับ การส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลเข้า และจะส่งผ่านจากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่ง จนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้ สอดคล้อง กับกฎการแก้ข้อความคลาดเคลื่อน (Error-Correction) คือผลต่างของผลตอบที่แท้จริง (Actual Response) กับผลตอบเป้าหมาย (Target Response) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error Signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผลตอบ เป้าหมาย

สัญญาณโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP มี 2 ประเภทคือ

2.4.2.1 Function Signal เป็นสัญญาณเข้าที่มาจากโหนดในชั้นก่อนหน้า และจะส่งผ่าน ไปข้างหน้าจากโหนดหนึ่งไปสู่อีกโหนดหนึ่ง

2.4.2.2 Error Signal เป็นสัญญาณย้อนกลับที่เกิดขึ้นที่ โหนดในชั้นข้อมูลออกของ โครงข่ายประสาท เทียม และถูกส่งผ่านย้อนกลับจากชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่ง

หลักการการทำงานของ MLP คือในแต่ละชั้นของชั้นซ่อนตัว (Hidden Layer) จะมีฟังก์ชัน สำหรับคำนวณเมื่อได้รับสัญญาณ (Output) จากโหนดในชั้นก่อนหน้านี้ เรียกว่า Activation Function โดยในแต่ละชั้นไม่จำเป็นต้องเป็นฟังก์ชันเดียวกันก็ได้ ชั้นซ่อนตัวนั้นมีหน้าที่สำคัญคือ จะพยายามแปลง ข้อมูลที่เข้ามาในชั้น (Layer) นั้นๆ ให้สามารถแยกแยะความแตกต่างโดยใช้ เส้นตรงเส้นเดียว (Linearly Separable) และก่อนที่ข้อมูลจะถูกส่งไปถึงชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ในบางครั้งอาจจำเป็นต้อง ใช้ชั้นซ่อนตัวมากกว่า 1 ชั้นในการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูป Linearly Separable

ในการคำนวณหา Output ในปัญหาการจำแนกทำได้โดยการใส่ข้อมูล Input เข้าไปใน โครงข่ายประสาทเทียมที่เราได้ทำการหาไว้แล้ว จากนั้นให้ทำการเปรียบเทียบค่าของ Output ใน Output Layer และให้ทำการเลือกค่าของ Output ที่มีค่าสูงกว่า (Neuron ที่มีค่าสูงกว่า) และทำการ รับค่าของการพยากรณ์ที่ตรงกับ Neuron ที่เลือก และให้นำค่าของการพยากรณ์ มาเปรียบเทียบกับ ค่าที่ยอมรับได้ หากค่าของการพยากรณ์อยู่ในช่วงที่รับได้ ความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าเกณฑ์ที่กำหนดก็ ให้ทำการรับข้อมูลชุดถัดไป แต่หากค่าของการพยากรณ์ มากกว่าค่าที่ยอมรับได้ ให้ทำการปรับค่าน้ำหนักและ Biased ตามขั้นตอนที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น เมื่อทำการปรับน้ำหนักเรียบร้อยแล้ว ให้ทำการรับ ข้อมูลชุดถัดไปและทำตามขั้นตอนซ้ำอีกรอบจนกระทั่งถึงข้อมูลชุด สุดท้าย และเมื่อทำข้อมูลชุดสุดท้าย เสร็จจะนับเป็น 1 รอบของการคำนวณ (1 Epoch) จากนั้นจะทำการหาค่าคลาดเคลื่อนรวมเฉลี่ย จากค่าเฉลี่ยที่ได้เก็บค่าเอาไว้ เพื่อใช้ในการตรวจสอบว่าค่าโดยเฉลี่ยในการจำแนกนั้น มีค่าน้อยกว่า ค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้หรือไม่ ถ้าใช่ แสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นนั้นสามารถให้ ผลลัพธ์ที่ถูกต้องของทุกๆข้อมูลแล้ว จึงทำการจบการเรียนรู้ได้ แต่ถ้าไม่ใช่ ให้กลับไปทำตามขั้นตอนแรก โดยเริ่มรับข้อมูลชุดที่ 1 ใหม่

โครงข่ายประสาทเทียมจะมีสถาปัตยกรรมหลักๆด้วยกันสองแบบ คือ โครงข่ายแบบป้อน ไปข้างหน้า (Feed Forward Network) และโครงข่ายแบบป้อนกลับ (Feedback Network) แต่ทั้งสอง แบบยังสามารถนำไปประยุกต์เข้ากับทฤษฎีอื่นๆ เพื่อใช้ประโยชน์ในการพยากรณ์ในรูปแบบที่แตกต่าง กันไปตามความเหมาะสมกับลักษณะข้อมูลและจำนวนของข้อมูลแบบต่างๆ ซึ่งการศึกษาครั้งนี้ ใช้แบบจำลอง Multi-Layer Perceptron (MLP) โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP เป็นรูปแบบหนึ่ง

ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายๆชั้นใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Back-Propagation) สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับประกอบด้วย 2 ส่วนย่อย คือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้าข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลเข้า และจะส่งผ่านจากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาดเคลื่อน (Error-Correction) คือผลต่างของคำตอบที่แท้จริง (Actual Response) กับคำตอบเป้าหมาย (Target Response) เกิดเป็นสัญญาณความคลาดเคลื่อน (Error Signal) ซึ่งสัญญาณความคลาดเคลื่อนนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้คำตอบเป้าหมาย

2.4.3 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม คือ เครื่องจักรการเรียนรู้ ตั้งอยู่บนพื้นฐานความคิดเกี่ยวกับการปรับปรุงตัวแปรควบคุมต่าง ๆ ภายในด้วยตัวมันเอง โดยมีองค์ประกอบภายในระบบซึ่งประกอบไปด้วย 5 องค์ประกอบหลัก คือ หน่วยการเรียนรู้ โครงข่ายใยประสาท แผนการเรียนรู้ กระบวนการเรียนรู้ และกระบวนการวิเคราะห์ (Adeli, 1992: 2) ซึ่ง Elazouni และคณะ (1997: 218) ได้จำแนกส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม เป็น 3 ชั้น คือ

2.4.3.1 การออกแบบจะประกอบไปด้วยกัน 2 ส่วน คือ

- 1) การวิเคราะห์โครงสร้างของปัญหา
- 2) การวิเคราะห์ปัญหา

2.4.3.2 การสร้างแบบจำลองจะแบ่งย่อยออกเป็น 3 ขั้นตอนคือ

- 1) การเลือกข้อมูล
- 2) การเลือกรูปแบบโครงข่าย
- 3) การสอนและการทดสอบโครงข่าย

2.4.3.3 การทดสอบและหาผลลัพธ์

- 1) ข้อมูลป้อนเข้า (Input Layer)

โครงข่ายประสาทเทียม ประกอบไปด้วยตัวแปรอิสระ หรือ ข้อมูลป้อนเข้าและตัวแปรตาม หรือ ผลลัพธ์ โดยหลักการเลือกตัวแปรที่ใช้ในโครงข่ายที่เกี่ยวข้องจะมี 2 แบบ คือ วิธีแรกข้อมูลจะต้องถูกแปลงรูปให้อยู่ในรูปที่เหมาะสม และวิธีที่สองคือการเลือกข้อมูลโดยใช้พื้นฐานระหว่าง Predictiveness และ Covariance โดยปกติแล้ว ตัวแปรอิสระที่ถูกเลือกจะมีความสามารถในการทำนายผลหากตัวแปรที่เลือกมีความสัมพันธ์กันในทางตรงกันข้าม และเกิดปัญหาที่เรียกว่า Over Fitting และ Limit Generalization ด้วยเหตุผลนี้ การเลือกข้อมูลจะต้องเลือกเฉพาะตัวแปรอิสระที่มีความสามารถทำนายผลเพื่อให้ได้ ผลลัพธ์หรือตัวแปรตาม แต่อย่างไรก็ดี ก็ขึ้นอยู่กับรูปแบบของโครงข่ายที่ใช้และเพื่อที่จะลดจำนวนตัวอย่างที่ใช้ในการสอนและเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ก็ควรจะต้องการคัดเลือกข้อมูลป้อนเข้าให้เหมาะสมเพราะ การคัดเลือกข้อมูลเป็นปัจจัยที่สำคัญในการสร้างแบบจำลอง (Wu and Lim, 1993: 64)

2) ชั้นซ่อน (Hidden Layer)

ชั้นซ่อนเป็นชั้นประมวลผลที่อยู่ระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้า และชั้นแสดงผลลัพธ์ โดยปกติแล้ว ชั้นซ่อนอาจมีมากกว่า 1 ชั้น โดยโครงข่ายจะสามารถประมวลหาฟังก์ชันที่เหมาะสมจาก ปัญหาที่ซับซ้อนได้หากมีชั้นซ่อนที่มากพอ (Lippmann, 1987: 10) ข้อมูลที่ได้จากชั้นซ่อนจะได้เป็น ตัวแปรใหม่ที่จะถูกส่งต่อไปกับชั้นแสดงผลลัพธ์ หรือชั้นตัวแปรตามถ้าโครงข่ายแบบแพร่กลับ (Back-Propagation) มีชั้นซ่อนที่น้อยเกินไปแล้วจะทำให้โครงข่ายไม่สามารถที่จะหาทางแก้ปัญหาคือ (Karunasekera, 1992: 19) แต่ถึงอย่างไรก็ตามถ้าเกิดโครงข่ายมีชั้นซ่อนที่มากจนเกินไปจะทำให้ โครงข่ายมีระยะเวลาในการเรียนรู้นาน Wang (1996: 2161) ได้ให้ข้อคิดเห็นว่าหากมีชั้นซ่อนที่มากก็จะ ไม่ช่วยให้โครงข่ายมีประสิทธิภาพมากขึ้น หรืออีกนัยหนึ่ง Sunyoung Lee (1998 : 233) ได้กล่าวว่า การที่มีโหนดในแต่ละชั้นที่มากเกินไปจะทำให้โครงข่ายไม่สามารถที่จะหาจุดสิ้นสุดได้การที่มีโหนดในชั้น ซ่อนมากเกินไปจะทำให้เกิดปัญหาที่เรียกว่า Over Fitting โดยโครงข่ายจะจำลองโครงสร้างใหม่เกินความ เป็นจริงจาก Noise ของข้อมูล แทนที่จะหาฟังก์ชันที่เหมาะสมในการวิเคราะห์ปัญหาให้ถูกต้องตามที่ ควรจะเป็น

ดังนั้นการที่จะทำให้โครงข่ายเกิดประสิทธิภาพสูงสุด ต้องกำหนดให้มี โหนดในชั้นซ่อน อยู่ให้น้อยเท่าที่จะเป็นไปได้ (Khan, Topping and Bahreininejad, 1993: 88) ได้ให้ความเห็นเห็นว่า จำนวนของโหนดในชั้นซ่อนควรอยู่ระหว่างค่าเฉลี่ยของผลรวมของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า และ ชั้นแสดงผลลัพธ์ Rogers (1992: 740) ได้ให้ความคิดเห็นว่าในการกำหนดโหนดในชั้นซ่อนควรจะดูจาก ผลรวมของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นแสดงผลลัพธ์ Funahashi (1989: 183) ได้แสดงความเห็น ว่า จำนวนโหนดในชั้นซ่อนควรมีค่าเท่ากับร้อยละ 75 ของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า ดังนั้นจึงสรุป จากข้อคิดเห็นได้ว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่มากที่สุดควรจะเท่ากับผลรวมของโหนดในชั้นข้อมูล ป้อนเข้า และชั้นแสดงผลลัพธ์ และจำนวนโหนดที่น้อยที่สุดควรจะเท่ากับร้อยละ 75 ของโหนดในชั้น ข้อมูลป้อนเข้า หรือ เท่ากับค่าเฉลี่ยของผลรวมของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นแสดงผลลัพธ์

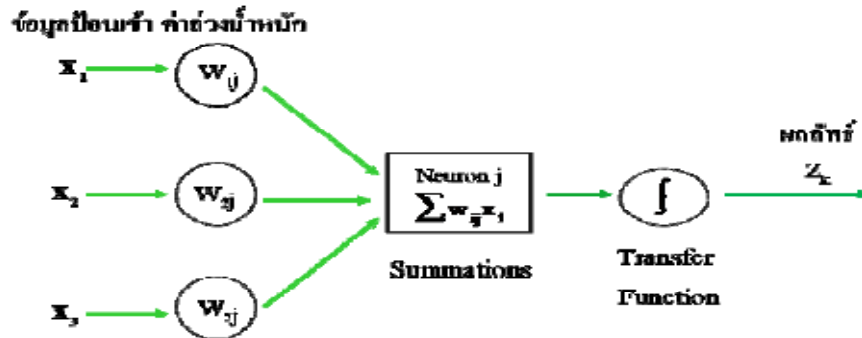
3) ค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส (Weights and Biases)

ค่าถ่วงน้ำหนักถูกแทนด้วยตัวเลขเพื่อแสดงถึงความแรงในการเชื่อมต่อของโหนดแต่ ละโหนดที่ถูกเชื่อมต่อเข้าด้วยกัน ซึ่งผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักที่ป้อนเข้าจะไปปรับปรุงการประมวลผล ในแต่ละโหนด ค่าถ่วงน้ำหนักคือค่าความแรงสัมพัทธ์ (ในทางคณิตศาสตร์) ของการเชื่อมต่อซึ่งส่งผลต่อ การส่งผ่านข้อมูลจากชั้นหนึ่งไปยังชั้นต่อไป (Medsker et al, 1993: 10) โดยปกติค่าถ่วงน้ำหนักจะถูก กำหนด และเริ่มป้อนเข้าสู่โครงข่ายในขั้นตอนการเรียนรู้ ซึ่งต้องมีหลักการในการกำหนดค่า เพื่อที่จะให้ โครงข่ายสามารถแก้โจทย์ปัญหา และลดเวลาการเรียนรู้ได้ สำหรับโครงข่ายใด ๆ ค่าถ่วงน้ำหนักจะมีค่า เท่ากับผลคูณของจำนวนโหนดของทุก ๆ การเชื่อมต่อ และค่าของไบแอสจะเท่ากับผลรวมของจำนวน โหนดของทุก ๆ การเชื่อมต่อ

4) ฟังก์ชันการรวมและฟังก์ชันการแปลงค่า (Summation and Transfer Function)

ฟังก์ชันการรวม คือ ฟังก์ชันการหาผลเฉลี่ยค่าถ่วงน้ำหนักของทุกๆ โหนดที่เชื่อมต่อ กัน โดยมีขั้นตอนคือ นำค่าของข้อมูลป้อนเข้า (Input) ในแต่ละโหนดคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละ โหนดและรวมผลลัพธ์ของทุกๆ โหนดเข้าด้วยกัน ดังภาพประกอบ 5 ส่วนฟังก์ชันการแปลงค่าคือ ความสัมพันธ์ระหว่างระดับการกระตุ้นภายในโหนด (N) กับผลลัพธ์ที่ได้ (Output) โดยจะอยู่ในรูปของ

ฟังก์ชันซิกมอยด์ $f(N)$ โดยมีข้อแม้ว่า 1) มีความต่อเนื่อง 2) ค่าของฟังก์ชันซิกมอยด์จะต้องเพิ่มขึ้นเมื่อเพิ่มขึ้น



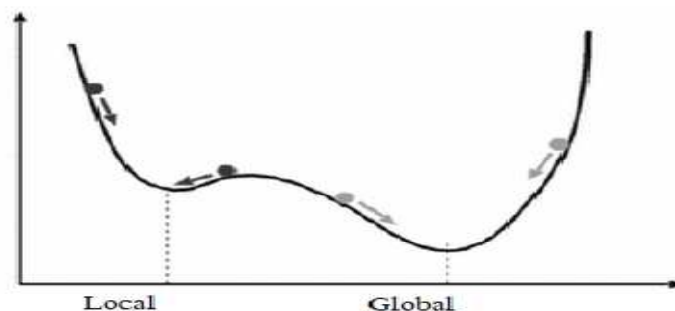
ภาพประกอบ 2.5 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในโหนดย่อย

ดังนั้นหลังจากการรวมสัญญาณนำเข้าซึ่งทำการให้น้ำหนักของสำคัญของข้อมูลแล้ว เมื่อนำมารวมกันเข้าทุกข้อมูลก็จะได้เป็นผลลัพธ์ออกมา ดังสมการ

$$w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n = \sum_{i=1}^n w_i x_i = F(x) \quad (2.31)$$

5) อัตราการเรียนรู้และโมเมนตัม (Learning Rate and Momentum)

ถ้าโครงข่ายที่มีอัลกอริทึมแบบแพร่กลับ (Back - Propagation) มีขนาดใหญ่ และมีชุดการสอนโครงข่ายที่ใหญ่จะทำให้โครงข่ายมีการเรียนรู้ที่แน่นอนได้ โดยโครงข่ายมีโอกาที่จะหลงทาง ไม่สามารถค้นหาคำตอบที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ทำให้พบกับคำตอบที่ Local Minimum ก่อนที่จะพบ Global Minimum ได้ ดังภาพประกอบ 6 ดังนั้นจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการเลือกอัตราการเรียนรู้ และค่าโมเมนตัมที่เหมาะสม สำหรับการใช้อัลกอริทึมแบบแพร่กลับ แต่ถึงอย่างไรก็ดีหลักการในการหาอัตราการเรียนรู้ และค่าโมเมนตัมที่เหมาะสม คือ ต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (Trial - and - Error) (Anderson et al, 1993: 35)



ภาพประกอบ 2.6 จุด Local Minimum และ Global Minimum

เมื่ออัตราการเรียนรู้สูงจะส่งผลให้การเรียนรู้เป็นไปอย่างรวดเร็วซึ่งอาจจะทำให้การเรียนรู้จบลงที่ Local Minimum แต่ในทางตรงกันข้าม หากให้โครงข่ายมีอัตราการเรียนรู้ที่ต่ำจะทำให้เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้เพื่อให้เข้าใกล้ Global Minimum นานขึ้น (Khan et al, 1993: 89) ซึ่งสำหรับในแต่ละชั้นของโครงข่ายเดียวกันอาจมีค่าอัตราการเรียนรู้แตกต่างกันได้ (Bhokha, 1998: 65) สำหรับการแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้ทำได้ด้วยการป้อนค่าโมเมนตัม ซึ่งจะนำไปคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกปรับแก้ในรอบที่ผ่านมา ทำให้อัตราการเรียนรู้เร็วขึ้น (Khan et al, 1993: 90)

6) กระบวนการสอนหรือการเรียนรู้ (Training or Learning)

กระบวนการเรียนรู้เป็นกระบวนการหนึ่งในโครงข่ายที่เรียนรู้จากความคลาดเคลื่อน โดยมีหลักการ 3 ข้อ คือ 1) คำนวณหาค่าตอบ 2) ตรวจสอบคำตอบว่าถูกต้องหรือไม่ 3) ปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักแล้วคำนวณใหม่อีกครั้ง (Medsker et al, 1993: 12)

กระบวนการสอน เป็นกระบวนการนำความคลาดเคลื่อนจากการคำนวณครั้งก่อนมาปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักให้การสอนในรอบต่อไป ทำให้คำตอบที่ได้มีความถูกต้องสูงขึ้น (Klimasauskas, 1993: 50)

ในขั้นตอนการเรียนรู้จะเป็นกระบวนการที่เกี่ยวข้องกับ การปรับค่าน้ำหนักของแต่ละโหนด โดยอาศัยจากประสบการณ์การเรียนรู้ของโครงข่าย การเรียนรู้ของโครงข่ายในแต่ละรอบจะนำผลลัพธ์ที่ประมวลได้ มาเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการทดลอง ซึ่งอาจจะมีความคลาดเคลื่อน หลังจากนั้นโครงข่ายจะย้อนกลับไปเรียนรู้ในรอบต่อไปพร้อมกับการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้การประมวลผลรอบต่อไปมีความแม่นยำมากขึ้น Bhokha (1998: 80) ได้กล่าวไว้ว่าการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักจะเป็นการปรับขึ้นหรือปรับลงก็ได้ Klimasauskas (1993: 59) ได้กล่าวไว้ว่าการวัดผลว่าโครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้ดีเพียงใดจะดูจากตัวชี้วัดต่าง ๆ เช่น ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error) ในชั้นแสดงผลลัพธ์

Lippmann (1987: 13) ได้กล่าวไว้ว่า กระบวนการเรียนรู้สามารถแบ่งออกเป็น 3 ลักษณะ คือ

1) การเรียนรู้แบบมีครูสอน (Supervised Training) ซึ่งจะประกอบไปด้วยคู่ อันดับของข้อมูลป้อนเข้า และผลลัพธ์จริง ซึ่งเมื่อโครงข่ายเริ่มการเรียนรู้จากข้อมูลป้อนเข้า และ คำนวณหาผลลัพธ์ได้แล้ว จึงจะนำไปเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง เพื่อหาความคลาดเคลื่อนซึ่งความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกส่งกลับเข้าไปยังโครงข่ายพร้อมกับการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้โครงข่าย คำนวณผลลัพธ์ใหม่ให้มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

2) การเรียนรู้แบบไม่มีครูสอน (Unsupervised Training) ได้คิดค้น โดย Kohonen (1984: 4546) ซึ่งแตกต่างจากแบบจำลองที่เลียนแบบระบบสมองของมนุษย์ โดยไม่ต้อง ใช้ผลลัพธ์จริงมาทำการเปรียบเทียบ แต่จะใช้คุณสมบัติทางสถิติของข้อมูลชุดทดสอบมาจัดกลุ่มเป็นหมวดหมู่หลังจากที่ป้อนข้อมูลเข้าไปแล้วแบบจำลองจะทำการประมวลผลผลลัพธ์ที่เป็นไปได้ออกมา เป็นชุด ๆ

3) การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-Propagation) ในช่วงปี 1950 Rosenblatt ได้สร้างโครงข่ายชั้นเดียวแบบง่าย ๆ ขึ้นมาโดยมีชื่อเรียกว่า Perceptron หลังจากนั้นต่อมา Widrow และ Hoff ได้สร้างอัลกอริทึมขึ้นมาใหม่ที่สามารถอธิบายได้ด้วยกฎของเดลตา (Delta Rule) โดยใช้ การเรียนรู้ข้อมูลที่มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักซึ่งมีชื่อเรียกว่า Widrow – Hoff rule (Lippmann, 1987:

17) ต่อมาในปี 1986 Rumelhart, Hilton และWilliams ได้ศึกษาค้นคว้าเพิ่มเติมจนเกิดกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back – Propagation) หรือเรียกว่า Generalized Delta Rule (GDR) การเรียนรู้แบบแพร่กลับนี้ เป็นที่ยอมรับกันอย่างแพร่หลายโดยเป็นการเรียนรู้แบบมีครูสอน และมีระบบการเชื่อมโยงแบบเคลื่อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer Feed Forward) (Bhokha, 1998: 77) ดังภาพประกอบ 2.7 สำหรับวิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (w) ในทุก ๆ รอบการเรียนรู้เพื่อให้เกิดค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด โดยจะเริ่มต้นปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักตั้งแต่ชั้น Output หลังจากนั้นทำการปรับย้อนกลับมาที่ชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย และชั้นซ่อนชั้นต่อ ๆ มา จนกระทั่งถึงชั้นซ่อนชั้นแรก ดังสมการที่ (2.32) – (2.36)

$$w_{ใหม่} = w_{เดิม} + \Delta w \quad (2.32)$$

โดยที่ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่ชั้น Output Layer มีค่าเท่ากับ

$$\Delta w = \eta y_i (t_k - z_k) f'(net_{jk})_0 \quad (2.33)$$

กำหนดให้ $\delta_k = (t_k - z_k) f'(net_{jk})_0$ ดังนั้น

$$\Delta w = \eta \delta_k y_i \quad (2.34)$$

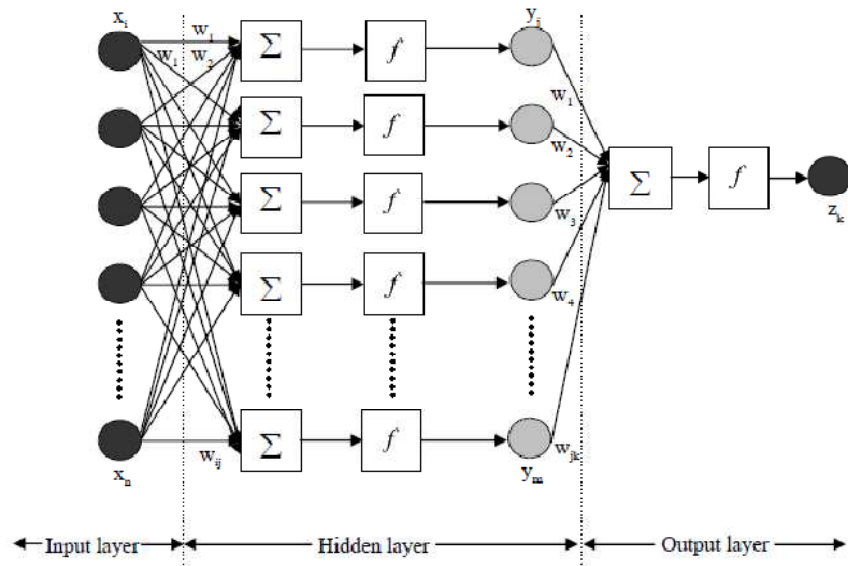
$$\Delta w = \eta x_i f'(net_{jj})_h \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (2.35)$$

กำหนดให้ $\delta_j = f'(net_{jj})_h \sum_k \delta_k w_{jk}$ ดังนั้น

$$\Delta w = \eta \delta_j x_i \quad (2.36)$$

โดยที่

- h = ชั้นซ่อน
- o = ชั้นผลลัพธ์
- wij = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นซ่อน
- wjk = ค่าถ่วงน้ำหนักชั้นผลลัพธ์
- xi = ข้อมูลป้อนเข้า
- yj = ผลลัพธ์ (ชั้นซ่อน)
- zk = ผลลัพธ์ (ชั้นผลลัพธ์)
- tk = ค่าจริง
- η = อัตราการเรียนรู้



ภาพประกอบ 2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

Hornik, Stinchcombe และ White (1989: 359) ได้กล่าวไว้ว่าการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-Propagation) มีข้อดีและข้อจำกัดของการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับดังนี้

ข้อดี :

มีความสามารถในการจดจำรูปแบบรูปแบบของปัญหา (Pattern-Mapping) สามารถที่จะเรียนรู้ความสัมพันธ์ของรูปแบบได้มากมาย มีความหลากหลายในการออกแบบทางเลือกต่างๆ เช่น จำนวนชั้น เส้นเชื่อมโยง จำนวนของโหนด ค่าสัมประสิทธิ์การเรียนรู้ ค่าโมเมนตัมที่เรากำหนดขึ้น และการแทนรูปแบบของข้อมูล ความยืดหยุ่นดังกล่าวทำให้เราเรียนรู้แบบย้อนกลับสามารถแก้ปัญหาทางประยุกต์ได้อย่างมากมาย

ข้อจำกัด :

ต้องใช้เวลาอย่างมากในการสอนให้ โครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้ ซึ่งบางครั้งอาจต้องการการรวนซ้ำถึง 1,000 – 100,000 รอบ ทำให้บางครั้งต้องใช้เวลา 1 วัน หรือมากกว่านั้นในการสอน โครงข่ายประสาทเทียม อุปสรรคอีกข้อหนึ่ง คือ การต้องใช้ชุดการสอนอย่างมากมาย ซึ่งบางครั้งอาจต้องใช้ ถึง 1,000 ตัวอย่าง ด้วยเหตุผลดังกล่าวเพื่อที่จะลดเวลาการเรียนรู้ทำให้ต้องใช้ Hardware ที่มีกำลังและประสิทธิภาพสูง กล่าวคือ จำเป็นต้องใช้บอร์ดตัวเร่งชนิดพิเศษ เครื่องประมวลแบบคู่ขนาน นอกจากความสามารถทางด้าน Hardware แล้ว อาจมีการเปลี่ยนชุดการสอนใหม่ การปรับเปลี่ยนค่า สัมประสิทธิ์การเรียนรู้ก็มีส่วนช่วยให้การเรียนรู้เร็วขึ้น

7) การหยุดการสอน (Stop Training)

การหยุดการสอนโครงข่ายสามารถกระทำได้ 2 วิธี คือ

7.1 การกำหนดรอบการสอน (Epochs)

7.2 การกำหนดค่า Error ที่ยอมรับได้

Bhokha (1998: 66) ได้แนะนำให้กำหนดจำนวนรอบการสอนอยู่ที่ 20,000 ถึง 100,000 รอบ และอีกวิธี คือ การกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลจริง และผลลัพธ์ที่โครงข่ายสามารถคำนวณได้ (khan et al, 1993: 84) แต่ข้อควรระวังก็คือ การสอนโครงข่ายที่นานเกินไปจะทำให้เกิดปัญหาที่เรียกว่า Over Fitting ได้ ดังภาพประกอบ 2.8 ซึ่งเป็นปัญหาที่โครงข่ายสามารถที่จะเรียนรู้จนได้ผลลัพธ์ที่มีค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุด แต่เมื่อนำมาตรวจสอบความถูกต้องด้วยชุดทดสอบแล้ว ปรากฏว่าไม่สามารถที่จะให้ผลลัพธ์ได้ดีจริง (Bhokha, 1998: 67)



ภาพประกอบ 2.8 กรณี Over Fitting

8) ชุดข้อมูล (Samples)

ชุดข้อมูล คือ ข้อมูลที่ทราบตัวแปรต้นและตัวแปรตามเพื่อนำมาใช้สอนโครงข่าย Yeh และคณะ (1993: 14) ได้กล่าวไว้ว่า แหล่งที่มาของชุดข้อมูลแบ่งออกได้เป็น 3 ลักษณะ คือ 1) แบบสอบถาม 2) ข้อมูลทางสถิติ และ 3) จากการทดลอง โดยชุดข้อมูลดังกล่าวจะนำมาแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดการสอน (Training Set) และชุดทดสอบ (Test Set) Klimasauskas (1993: 53) ได้ให้ความเห็นว่าควรให้มีจำนวนชุดการสอนอย่างน้อย 5 ชุด เพื่อใช้ในการสอนโครงข่าย

9) การทดสอบโครงข่าย (Testing)

ในการทดสอบโครงข่ายสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ลักษณะ คือ

9.1 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด โดยชุดแรกไว้สำหรับสอนโครงข่ายให้จดจำรูปแบบของข้อมูล และข้อมูลชุดที่สองไว้สำหรับทดสอบโครงข่าย โดยผลลัพธ์ที่แตกต่างระหว่างค่าจริง และค่าที่ได้จากชุดทดสอบจะถูกคำนวณออกมาเป็นค่าความคลาดเคลื่อนของระบบ (System Error) ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนของระบบที่น้อย จะแสดงถึงความสามารถในการพยากรณ์ที่สูง

9.2 ใช้ชุดข้อมูลทั้งหมดเป็นทั้งชุดการสอน และชุดทดสอบ โดยนำชุดข้อมูลทั้งหมดมาสอนโครงข่ายก่อน และหลังจากนั้นนำชุดข้อมูลชุดเดิมมาทดสอบโครงข่าย

สำหรับการศึกษานี้จะใช้การทดสอบโครงข่าย โดยการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุดโดยชุดแรกไว้สำหรับสอนโครงข่ายให้จดจำรูปแบบของข้อมูล และข้อมูลชุดที่สองไว้สำหรับทดสอบโครงข่ายโดยผลลัพธ์ที่แตกต่างระหว่างค่าจริง และค่าที่ได้จากชุดทดสอบจะถูกคำนวณออกมาเป็นค่าความคลาดเคลื่อนของระบบ (System Error) ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนของระบบที่น้อย จะแสดงถึงความสามารถในการพยากรณ์ที่สูง

McKim และคณะ (1996: 252) ได้กล่าวว่า การทดสอบโครงข่ายเป็นการทดสอบว่าโครงข่ายสามารถที่จะเรียนรู้จากชุดการสอน (Training Set) ได้ดีเพียงไร โดยใช้ชุดข้อมูลที่ไม่เคยใช้สำหรับการสอนมาทดสอบ เรียกว่า ชุดทดสอบ (Test Set) ซึ่งโครงข่ายที่สามารถให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำได้เมื่อใช้ชุดทดสอบมาทดสอบ จะเป็นโครงข่ายที่น่าเชื่อถือ

2.4.4 คุณสมบัติ/ข้อสมมติ/ข้อจำกัด ของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

นาริรัตน์ แสงนาค (2541: 28) ได้กล่าวไว้ว่า

1) ความสามารถในการบ่งชี้คุณลักษณะทั่วไป โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่คลุมเครือไม่สมบูรณ์ หรือขัดแย้งกันได้สูง

2.) ความสามารถในการปรับตัวและยืดหยุ่นได้ดีสามารถปรับตัวเข้ากับสิ่งแวดล้อมใหม่ๆได้ดี

3) มีความทนทานและความแข็งแกร่งเนื่องจากมีจำนวนโหนดที่มากมาย ช่วยทำให้เกิดความยืดหยุ่น และถ้าหากโหนดใดโหนดหนึ่ง หรือเส้นเชื่อมโยงใดถูกทำลายหรือหายไป ก็ไม่ได้ทำให้เน็ตเวิร์คหยุดการทำงานลง เป็นการทำงานเช่นเดียวกับเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์มีการตายทุกวันซึ่งถือเป็นสิ่งปกติเช่นเดียวกับเซลล์ผิวหนัง แต่ก็ไม่มีผลต่อประสิทธิภาพในการทำงานของสมอง นั่นคือถ้าส่วนใดส่วนหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมหายไป ก็ยังทำงานต่อไปได้

4) ความสามารถในการทำงานแบบคู่ขนานโครงข่ายประสาทเทียมมีการทำงานแบบคู่ขนานจากชั้นหนึ่งซึ่งประกอบด้วยนิวรอลหลายนิวรอลไปอีกชั้นหนึ่งซึ่งประกอบด้วยหลายนิวรอลเหมือนกับการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์

จันทรา ช่วยนคร และมณฑิร รัตนศิริวงศ์วุฒิ (2552: 100 – 102) ได้กล่าวไว้ว่าโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งรูปแบบเป็นการพยากรณ์เป็นแบบลักษณะกล่องดำ (Black Box) ซึ่งมีข้อดีคือ

1) ไม่มีข้อตกลงเบื้องต้นเหมือนวิธีทางสถิติทั่วไป

2) ไม่สนใจว่าข้อมูลมีการแจกแจงแบบใด

3) สามารถวิเคราะห์ได้เมื่อข้อมูลมีค่านอกกลุ่ม หรือมีสิ่งรบกวน (Noise)

4) มีความยืดหยุ่นในการทำงานสูงและสามารถปรับตัวเองให้ทำงานได้ใน สภาพที่เปลี่ยนแปลงไป ถึงแม้ไม่เคยมีการเรียนรู้มาก่อน โดยการสอนใช้การปรับการเรียนรู้ และใช้ Mean Square Error (MSE) วัดความคลาดเคลื่อนในการกำหนดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

สัจจากาจ จอมโนนเขวา (2552: 195) กล่าวว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นลักษณะ Black Box ที่จะได้แต่ผลลัพธ์ออกมาไม่สามารถบอกความสัมพันธ์ถึงปัจจัยต่าง ๆ ว่ามีความสำคัญน้อยหรือสำคัญมาก เมื่อพิจารณาข้อดีและข้อจำกัดของการวิเคราะห์ความถ้อยกับโครงข่ายประสาทเทียม การเรียนรู้แบบแพร่กลับ สามารถสรุปได้ดังนี้

1) การวิเคราะห์ความถดถอยผลลัพธ์ที่ออกมาเป็นสมการความถดถอยที่สามารถอธิบายถึงปัจจัยที่มีผลต่อตัวแปรตาม ว่ามี ตัวแปรใดบ้างมี อิทธิ พลมากหรือน้อย และตัวแปรใดบ้างมี อิทธิพลในทางลบหรือ บวก ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นลักษณะ Black Box ที่จะได้แต่ ผลลัพธ์ ออกมาไม่สามารถบอกความสัมพันธ์ถึงปัจจัยต่าง ๆ ว่ามีความสำคัญน้อยหรือสำคัญมาก

2) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถกำหนดความสัมพันธ์ ระหว่างรูปแบบของข้อมูล อินพุต-เอาต์พุต ได้โดยเรียนรู้ จากข้อมูลที่มีอยู่จึงมีประสิทธิภาพในการประยุกต์ที่เกี่ยวกับการ คำนวณ และจดจำในกรณี ที่มีจำนวนข้อมูลจำนวนมาก แต่ การวิเคราะห์ความถดถอยเป็นเพียงการ สร้างสมการเส้นตรง ซึ่งในบางครั้งความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามไม่เป็นเส้นหรือไม่ เป็นไปตามข้อกำหนดทำให้สมการเกิดปัญหา Multicollinearity ได้

3) สำหรับการพัฒนาแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมควรมีจำนวนตัวอย่าง จำนวนมาก และตัวแปรอินพุตต้องไม่มีจำนวนมากเกินไป เพื่อที่โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถ เรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่วนการกำหนดสถาปัตยกรรมโครงข่ายไม่มีข้อกำหนดที่ชัดเจน ซึ่งหาก ต้องการสถาปัตยกรรมโครงข่ายที่เหมาะสมต้องทำการลองผิดลองถูก (Trial and Error) จำนวนหลาย ครั้ง

ศรัลย์ ปานศรีพงษ์ (2550: 105) กล่าวว่าไว้ว่าโครงข่ายประสาทประดิษฐ์เป็นแบบจำลอง ที่มีความทนทานต่อความไม่แน่นอนของข้อมูลสูง และให้ผลการทดสอบทางสถิติจากการใช้ชุดข้อมูลที่ไม่ เคยพบมาก่อนที่มีความถูกต้องที่สูงและมีความน่าเชื่อถือดังที่กล่าวไว้แล้ว แต่ก็มีข้อด้อยคือ ต้องทำการ เก็บข้อมูลที่มีจำนวนมากว่า ถึงแม้ว่าแบบจำลองจะมีความทนทานสูงก็ตามและการสร้างแบบจำลอง จะใช้การลองผิดลองถูกในการปรับแก้ค่าพารามิเตอร์ เพื่อสร้างโครงข่ายที่เหมาะสม ทำให้ใช้เวลา และ เทคนิคในการสร้างแบบจำลองที่นาน และยุ่งยากกว่าแบบจำลองความถดถอยเชิงพหุ

เกียรติกศักดิ์ จันทรแก้ว (2544: 116) ได้กล่าวไว้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมไม่สนใจว่า

- 1) ข้อมูลมีการแจกแจงอย่างไร
- 2) ข้อมูลมี ปัจจัย และสิ่งรบกวนภายนอกมากน้อยหรือไม่
- 3) วิธีการนี้มีความยืดหยุ่นสูงกว่าการใช้โครงสร้างทางสถิติ
- 4) อีกทั้งโครงข่ายยังสามารถปรับตัวเองให้ทำงานในสภาพที่เปลี่ยนแปลงไปได้
- 5) ไม่มีข้อด้อยเบื้องต้นเหมือนวิธีทางสถิติ ทั่วไป

6) โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายสมองมนุษย์ทำให้เชื่อว่าผลที่ได้จากแบบจำลองจะคล้ายคลึงกับ การคิด และ ตัดสินใจของมนุษย์ นอกจากนั้นด้วยความเป็นเครื่องมือทางอิเล็กทรอนิกส์จึงทำให้สามารถ ทำงานได้เกินขอบเขตของความสามารถในการคำนวณของมนุษย์

สรุปโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม คือ การสร้างคอมพิวเตอร์ที่จำลองเอาวิธีการทำงานของสมอง มนุษย์ หรือทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักคิดและจดจำในแนวเดียวกับโครงข่ายประสาทของมนุษย์ เพื่อช่วยให้ คอมพิวเตอร์ฟังภาษามนุษย์ได้เข้าใจ อ่านออก และรู้จำได้ ซึ่งอาจเรียกได้ว่าเป็น “สมองกล” โครงสร้าง ของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย Input Units ,Output Units โดยมีกำหนดค่าน้ำหนัก ให้แก่เส้นทางการนำเข้าของ Input แต่ละตัว ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาท จะอาศัย Back- Propagation Algorithm ในการเขียน การสร้างการเรียนรู้สำหรับ Neural Network เพื่อให้มีความคิด

เสมือนมนุษย์ มีสองวิธี คือ Supervised Learning การเรียนรู้แบบมีการสอน เปรียบเทียบกับคน เหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ และ Unsupervised Learning การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน โดยสถาปัตยกรรมโครงข่าย แบ่งเป็น 4 แบบ คือ Feed Forward Network, Feedback Network, Network Layer และ Perceptions

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.5.1 งานวิจัยในประเทศ

พนิดา ลีประเสริฐยิ่ง (2544: 40-65) ได้ศึกษาการพยากรณ์อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมในระดับประเทศ ภูมิภาค ปริมาณพล และจังหวัดกรุงเทพมหานคร โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อหาวิธีการพยากรณ์อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมในระดับต่าง ๆ ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น โดยใช้เทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ ได้แก่ วิธีการวิเคราะห์การถดถอย วิธีการปรับตัวให้เรียบแบบเอกซ์โปเนนเชียล วิธีอัตราถดถอย วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบคลาสสิก และวิธีการวิเคราะห์ตัวแบบการถดถอยที่มีค่าคลาดเคลื่อนในรูปแบบ AR และใช้ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทั้ง 5 วิธี การเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีการต่าง ๆ ทั้ง 5 วิธี โดยพิจารณาจากค่า MAPE ได้ผลสรุปว่าตัวแบบอนุกรมเวลาแบบคลาสสิกเหมาะกับการพยากรณ์อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมระดับประเทศและจังหวัดกรุงเทพมหานคร ตัวแบบการถดถอยเหมาะกับการพยากรณ์อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมในภาคกลาง ภาคเหนือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือและปริมาณพล ตัวแบบการถดถอยที่มีค่าคลาดเคลื่อนอยู่ในรูปแบบ AR จะเหมาะกับการพยากรณ์อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมในภาคใต้ จากนั้นนำตัวแบบมาพยากรณ์อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมล่วงหน้าอีก 3 ปี คือ 2544-2546 จากผลการพยากรณ์สรุปได้ดังต่อไปนี้ อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมระดับประเทศ: ในปี 2544 ประเทศไทยจะมีอัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมประมาณ 3.6% และมีแนวโน้มลดลงที่ในปี 2545 และ 2546 คือมีอัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมประมาณ 3.5% อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมของภาคกลาง : ในช่วงปี 2544 -2546 อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมของภาคกลาง มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น คือ มีอัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมประมาณ 2.17% 2.32% และ 2.47% ในปี 2544 2545 และ 2546 ตามลำดับ อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมของภาคเหนือ : ในช่วงปี 2544-2546 อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมของภาคเหนือ มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น คือ มีอัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมประมาณ 2.44% 2.59% และ 2.73% ในปี 2544 2545 และ 2546 ตามลำดับ จากข้อมูลดังกล่าวข้างต้น หน่วยงานของรัฐที่เกี่ยวข้องควรมีมาตรการรองรับสถานการณ์อัตราการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมที่จะเกิดขึ้นในปีหน้า และวางนโยบายต่าง ๆ ที่จะป้องกันหรือบรรเทาปัญหาการว่างงาน เพื่อไม่ให้ประชาชนทั่วไปได้รับความเดือดร้อน

ทัตดาว แนนเนียน (2545: 35-60) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยใช้ข้อมูลอัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ 6 สกุล ได้แก่เงินดอลลาร์สหรัฐ เงินดอลลาร์เยอรมัน เงินเยนญี่ปุ่น เงินปอนด์สเตอร์ลิงอังกฤษ เงินฟรังก์สวิสเซอร์แลนด์ และเงินยูโร โดยทำการศึกษาขนาดอนุกรมเวลา 3 ขนาด ได้แก่ อนุกรมเวลา

ขนาด 30, 60 และ 150 โดยกำหนดโครงข่ายประสาทเทียม 5 รูปแบบ ได้แก่ โครงข่าย 10-8-5, 10-12-5, 10-15-5, 10-20-5 และ 10-24-5 นอกจากนี้ใช้ออกแบบเวลาขนาด 200 และโครงข่าย 144-20-5 พบว่าสำหรับอนุกรมเวลาอัตราแลกเปลี่ยนเงินดอลลาร์สหรัฐ และเงินดอยช์มาร์กเยอรมัน ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 30 สำหรับเงินเยนญี่ปุ่น และเงินปอนด์สเตอร์ลิงอังกฤษ ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 60 สำหรับเงินฟรังก์สวิสเซอร์แลนด์ ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 30 และ 60 ส่วนเงินยูโร ขนาดอนุกรมเวลาที่เหมาะสมคือ 150 ส่วนการเปรียบเทียบความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่า ยกเว้น เงินเยนญี่ปุ่น วิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่า

ศุภเชษฐ์ กัณนิม (2547: 20 – 40) ได้ศึกษาเรื่องการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ยอดขายจักรยานยนต์ภายในประเทศไทย ผ่านการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่คาดว่าจะมีผลต่อความต้องการรถจักรยานยนต์ภายในประเทศ 11 ปัจจัย ซึ่งตัวแปรเหล่านี้เป็นดัชนีชี้วัดสถานะทางเศรษฐกิจของประเทศอันประกอบไปด้วย อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ราคาทองคำ มูลค่าสินค้าส่งออก มูลค่าสินค้านำเข้า ค่าใช้จ่ายภาครัฐ อัตราค่าจ้างขั้นต่ำอัตราเงินเพื่อ อัตราการว่างงาน ราคาน้ำมันเบนซิน และผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ ในการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมผ่านโปรแกรม Neurosolution 4.21 ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้นอินพุต เท่ากับ 1 ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้นเอาต์พุตเท่ากับ 0.1 ค่าโมเมนตัม เท่ากับ 0.7 จำนวนรอบในการเรียนรู้ 5000 รอบ เมื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error) ของการพยากรณ์โดยวิธีปัจจุบันกับการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำกว่าการพยากรณ์โดยวิธีปัจจุบัน และมีความเหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการวางแผนการผลิต

ศิริขวัญ สุขศรี (2549: 98-100) ได้ศึกษาปัจจัยทางเศรษฐกิจและสังคมที่มีผลต่อการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมที่สำคัญ พ.ศ. 2541-2548 ผลการวิจัยพบว่า ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยทางเศรษฐกิจ และสังคมกับการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมที่สำคัญ มีความแตกต่างกันในแต่ละภาคอุตสาหกรรม โดย ภาคการผลิตปัจจัยทางเศรษฐกิจและสังคมที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกับการว่างงาน ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ณ ราคาคงที่ ของภาคการผลิต ผู้มีงานทำที่มีอายุระหว่าง 15-29 ปี และ 30-49 ปี เป็นดัชนีการทรงทุนภาคเอกชน มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกับการว่างงาน ในภาคการก่อสร้าง ปัจจัยทางเศรษฐกิจและสังคมที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับการว่างงาน ได้แก่ ค่าจ้างเฉลี่ย ตำแหน่งงานว่าง ผู้มีงานทำที่สำเร็จการศึกษาระดับต้น ส่วนผู้มีงานทำที่มีอายุระหว่าง 30-40 ปี มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกับการว่างงาน ในภาคการขายส่งขายปลีก ปัจจัยทางด้านเศรษฐกิจและสังคมที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกันกับการว่างงาน ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ณ ราคาคงที่ ด้านค่าใช้จ่าย ผู้มีงานทำที่มีอายุระหว่าง 15-29 ปี มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกับการว่างงาน สูดท้ายภาคการโรงแรมและภัตตาคาร ปัจจัยทางเศรษฐกิจและสังคมที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกับการว่างงาน ได้แก่ ผู้มีงานทำที่มีอายุระหว่าง 30-49 ปี และผู้มีงานทำที่สำเร็จการศึกษาระดับต้นส่วนดัชนีการทรงทุนภาคเอกชน และมีผู้มีงานทำที่มีอายุระหว่าง 15-29 ปี มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันกับการว่างงาน ดังนั้นผลการศึกษาคงจะเป็นแนวทางให้รัฐบาลแก้ไขปัญหาการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมดังกล่าวได้ โดยการใช้นโยบายให้ส่งผลกระทบต่อปัจจัยเหล่านั้น

จิตติ ตันเสนีย์ (2549: 15 -30) ได้ศึกษาเรื่องการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลองอาร์มาและการชเเอ็ม มีวัตถุประสงค์เพื่อหาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ และเปรียบเทียบความแม่นยำ โดยใช้ดัชนี SET50 และราคาหลักทรัพย์ของบริษัท PTT TPI และ BBL ซึ่งผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองอาร์มาและการชเเอ็ม มีความแม่นยำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม สาเหตุเนื่องมาจาก มีข้อบกพร่องในการสร้างแบบจำลองที่ใช้จำนวนนำเข้า และจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อน (Hidden Layer) มากเกินไป นอกจากนี้ยังเลือกแบบจำลองสำหรับการใช้พยากรณ์โดยพิจารณาจากค่า MSE ซึ่งอาจเกิดปัญหา Over Fitting ขึ้นได้

พงษ์ศิริ ศิริพานิช (2550: 27-40) ได้ศึกษาการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสม ARIMA และ เครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งงานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปิดตลาดของหุ้น PTT โดยใช้ตัวแบบอนุกรมเวลาทั้ง 3 แบบ คือ ตัวแบบ ARIMA ตัวแบบ ANN และ ตัวแบบผสม ARIMA-ANN ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบผสม ARIMA-ANN ให้ค่าพยากรณ์ถูกต้องมากกว่า ตัวแบบ ARIMA หรือตัวแบบ ANN ตัวแบบ ARIMA เป็นวิธีการที่มีข้อสมมติว่าความสัมพันธ์ของค่าสังเกตอนุกรมเวลาเป็นแบบเชิงเส้น จึงอาจไม่สามารถอธิบายลักษณะที่ไม่ใช่เชิงเส้นที่มีอยู่ในค่าสังเกตได้ดีนัก ตัวแบบเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Model: ANN) เป็นวิธีการที่มีความยืดหยุ่นในการอธิบายลักษณะที่ไม่ใช่เชิงเส้นได้ดี แต่อาจอธิบายลักษณะเชิงเส้นได้ไม่ดีนัก ตัวแบบผสม ARIMA-ANN อาจช่วยอธิบายข้อมูลที่มีทั้งองค์ประกอบเชิงเส้นกับองค์ประกอบไม่เชิงเส้นได้ถูกต้องยิ่งขึ้น

พัชรี คุณะสารพันธ์ (2551: 50 - 67) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ในการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ โดยใช้วิธีวิธีดัจรีเกรสชันและวิธีที่ใช้หลักการของ โครงข่ายประสาทเทียมในกรณีที่เกิดพหุสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ โดยมีวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้เพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องของค่าพยากรณ์ในการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ เมื่อเกิดพหุสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ โดยเปรียบเทียบวิธีวิธีดัจรีเกรสชัน (RR) และวิธีที่ใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) พบว่า ความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN จะดีขึ้นเมื่อขนาดตัวอย่าง จำนวนตัวแปรอิสระ และระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระสูงขึ้น แต่จะลดลงเมื่อระดับสัมพันธ์การแปรผันของความคลาดเคลื่อนสูงขึ้น ส่วนความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยวิธี RR จะดีขึ้น เมื่อขนาดตัวอย่างสูงขึ้น แต่จะลดลงเมื่อระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระ ระดับสัมพันธ์การแปรผันของความคลาดเคลื่อน และจำนวนตัวแปรอิสระสูงขึ้น โดยเรียงลำดับของอิทธิพลจากมากไปน้อย กรณีที่ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติปลอมปน พบว่า ความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN จะดีขึ้นเมื่อขนาดตัวอย่าง จำนวนตัวแปรอิสระ และระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระสูงขึ้น แต่จะลดลงเมื่อระดับสัมพันธ์การแปรผันของความคลาดเคลื่อน สเกลแฟคเตอร์ และเปอร์เซ็นต์การปลอมปนสูงขึ้น

เกรียงศักดิ์ สุธอม (2552: 50-109) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์และดัชนีตลาดหลักทรัพย์โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับวิธีอาร์มามีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีอาร์มาโดยใช้ข้อมูลจากดัชนีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Index) และ SET50 Index และราคาปิดในแต่ละวันของหลักทรัพย์ในกลุ่ม SET50 ใช้ข้อมูลในช่วงระหว่าง วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2548 ถึง วันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ. 2550 การศึกษาแบ่งออกเป็นสองส่วนคือ ส่วนแรกทำการหารูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้

ความแม่นยำในการพยากรณ์ที่สุดเพื่อนำมาเปรียบเทียบกับวิธีอาร์มาโดยทดสอบกับ SET Index และดัชนี SET50 ผลที่ได้คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ The Co-Active Neuro – Fuzzy Inference System Model ที่จำนวนข้อมูลนำเข้า 50 ข้อมูลให้ผลการพยากรณ์โดยเฉลี่ยแม่นยำดีที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่นๆ ส่วนวิธีอาร์มาได้แบบ ARIMA(1,1) ให้ผลการพยากรณ์แม่นยำที่สุดส่วนที่สองใช้แบบจำลองจากการศึกษาในส่วนแรกมาใช้พยากรณ์ SET Index และ SET50 Index และราคาหุ้นรายตัวในกลุ่ม SET50 พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำ ในการพยากรณ์มากกว่าวิธีอาร์มา 42 ตัว จาก 51 ตัว คิดเป็น 82.36% ของกลุ่มตัวอย่าง ส่วนวิธีอาร์มาที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 17.64% ทั้งนี้เกิดจากข้อจำกัดของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่พยากรณ์ได้ความแม่นยำลดลงหากข้อมูลเข้ามีความผันผวนและมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง

อภิญา หิรัญวงษ์ (2552: 196 -202) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาพืชน้ำมันโดยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ และโครงข่ายประสาทเทียมวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้เพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาถั่วเหลืองและปาล์มน้ำมันโดยใช้วิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์และโครงข่ายประสาทเทียม ใช้ค่าผลบวกกำลังสองของความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์ เป็นเกณฑ์ในการเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมข้อมูลรายเดือนที่นำมาศึกษาเป็นราคาที่เกษตรกรขายได้ตั้งแต่เดือนตุลาคม 2540 ถึงเดือนกันยายน 2551 โดย ข้อมูลเดือนตุลาคม 2540 ถึงเดือนกันยายน 2550 ใช้สำหรับศึกษาหารูปแบบและข้อมูลระหว่างเดือนตุลาคม 2550 ถึงเดือนกันยายน ผลการวิจัยพบว่าวิธีที่เหมาะสมในการพยากรณ์ราคาถั่วเหลืองคือวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและการพยากรณ์ราคาปาล์มน้ำมันคือวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์ โดยมีรูปแบบคือ ARIMA (0,1,1)(1,0,1)₁₂

2.5.2 งานวิจัยต่างประเทศ

Prybutok และคณะ (2000: 31-40) การศึกษาได้ทำการสร้างแบบจำลอง Neural Network เพื่อใช้ในการทำนายค่าระดับความเข้มข้นสูงสุดของโอโซนแต่ละวันโดยทำการศึกษาเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางสถิติทั่วไป คือ regression และ Box – Jenkins ARIMA ซึ่งข้อมูลที่ใช้ได้จาก Texas Natural Resource Conservation Commission ประกอบไปด้วยค่าความเข้มข้นเฉลี่ยรายชั่วโมงของโอโซน และ ค่าเฉลี่ยรายชั่วโมงของข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาเช่น อุณหภูมิ ความเร็วลม และทิศทางลม รวมทั้งข้อมูลมลพิษทางอากาศอื่น ๆ เช่น NO NO₂ CO₂ และ NO_x จากสถานีตรวจวัดอากาศ โดยข้อมูลนี้จะเลือกใช้ในช่วงเดือนที่มีความเข้มข้นของโอโซนสูงสุด คือ ตั้งแต่ วันที่ 1 มิถุนายน ถึง 31 ตุลาคม เนื่องจากต้องการลดความผิดพลาดในการทำนายจากปัจจัยทางด้านฤดูกาล โดยที่ข้อมูลในช่วงวันที่ 1 มิถุนายน ถึง 30 กันยายน จะใช้ในการสร้างแบบจำลอง และได้ให้ความเห็นไว้ว่า ค่าเฉลี่ยของข้อมูลตัวแปรอิสระที่จะทำให้แบบจำลองสามารถทำนายได้ดี ควรจะอยู่ในช่วงเวลา 6.00 – 9.00 น. ส่วนข้อมูลในช่วงวันที่ 1 – 10 ตุลาคม จะใช้เป็นตัวทดสอบแบบจำลอง โดยใช้โปรแกรม SAS ในการสร้างแบบจำลอง Regression และ ARIMA และใช้โปรแกรม NeuralWare III ในการสร้างแบบจำลอง Neural Networks หลังจากทำการเลือกตัวแปรอิสระแล้ว ต้องทำการพิจารณาปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อการศึกษาเกิดโอโซนด้วย คือ photochemical production และ atmospheric accumulation รวมทั้งปัจจัยที่สำคัญอีกประการหนึ่ง คือ มลพิษที่ปลดปล่อยออกมาจากยานพาหนะบนท้องถนน คือ NO NO₂ CO₂ และ NO_x หลังจากทำการสร้างแบบจำลองทั้งสามแล้วพบว่าค่า Mean absolute deviations (MAD) ของแบบจำลอง Regression ARIMA และ ANNs มีค่า 0.025741,

0.02879 และ 0.012945 ตามลำดับและค่า RMSE มีค่า 0.031239, 0.033023 และ 0.016418 ตามลำดับ หลังจากนั้นทำการทดสอบค่าทางสถิติ โดยใช้ Friedman test ทดสอบความแตกต่างของผลทำนาย พบว่า ANNs มี ประสิทธิภาพดีกว่าทั้ง Regression และ ARIMA

Zhou และ Yueshen (2008: 1-10) ได้พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์อัตราการว่างงาน ปี 2009 ของประเทศฮ่องกง โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์อัตราการว่างงานของประเทศฮ่องกง ในปี 2009 โดยใช้ วิธี การพยากรณ์ทางสถิติ วิธีบอกก์-เจนกินส์ ตัวแบบ ARMA ซึ่งในการพัฒนาแบบจำลองใช้ข้อมูลอัตราการว่างงานที่ยังไม่ปรับฤดูกาล ของฮ่องกงในปี 1981 ถึง 2008 ซึ่งเป็นข้อมูลทั้งหมด 109 ค่าสังเกต ข้อมูลอัตราการว่างงานเป็นเครื่องชี้วัดเศรษฐกิจมหภาคที่สำคัญ ซึ่งเศรษฐกิจมหภาคหลายตัวเป็นอนุกรมเวลาที่รู้จักกันดี สำหรับพฤติกรรมที่ไม่สมมาตรของประชาชนคือการเปลี่ยนแปลงเศรษฐกิจที่ตกต่ำ ปรากฏการณ์นี้เป็นส่วนประกอบในการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศฮ่องกง ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำความสมดุลงานนี้มาพิจารณาแบบจำลองเชิงเส้นและใช้แบบจำลองไม่เชิงเส้นเป็นลูกจ้างในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์อัตราการว่างงาน ปี 2009 ซึ่งถึงแม้ว่าอัตราการว่างงานจะเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยจาก 6% ซึ่งคาดว่าความน่าจะเป็นสูงเพิ่มขึ้นเป็น 10 % และได้บทสรุปการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARMA (2,0)

Ion DOBRE และ Adriana (2009: 1- 8) ได้ศึกษาแบบจำลองพยากรณ์อัตราการว่างงานของประเทศโรมาเนีย โดยมีความมุ่งหมายเพื่อสร้างแบบจำลองอัตราการว่างงานของประเทศโรมาเนีย โดยใช้วิธี บอกก์-เจนกินส์ ตัวแบบอาร์มา งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลในช่วง ปี 1998 – 2007 ซึ่งข้อมูลมีลักษณะเป็นรายเดือน ในประเทศ โรมาเนีย จากการศึกษาพบว่า ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอัตราการว่างงานในประเทศโรมาเนีย คือแบบจำลอง ARIMA (2,1,2) ซึ่งใช้สำหรับการพยากรณ์อัตราการว่างงาน เดือน มกราคม และ กุมภาพันธ์ ปี 2008 จากการศึกษาพบว่า ค่าพยากรณ์อัตราการว่างงานในเดือน มกราคม 2008 มีค่าเป็น 4.06%

Mukta Paliwal และ Usha A. Kumar (2009: 2 - 17) ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบผลการวิจัยที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับเทคนิคการวิเคราะห์ ผลทางสถิติโดยทั่วไป ซึ่งได้แก่ การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติกส์ และการจำแนกกลุ่มด้วย Discriminate Analysis จากจำนวนงานวิจัยทั้งหมด 96 งานวิจัย ปรากฏว่า โครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่ ดีกว่าจำนวน 58 เปอร์เซนต์ โครงข่ายประสาทเทียมกับเทคนิคการวิเคราะห์ผลทางสถิติโดยทั่วไป ให้ผลการพยากรณ์เหมือนกันจำนวน 24 เปอร์เซนต์ และเทคนิคการวิเคราะห์ผลทางสถิติโดยทั่วไป ให้ผลการพยากรณ์ที่ดี กว่าจำนวน 18 เปอร์เซนต์

Ali Reza Shakibai และ Somayeh Koochekzadeh (2009: 308-312) ได้ ทำการศึกษาแบบจำลองและการพยากรณ์การใช้พลังงานทางการเกษตรในประเทศอิหร่าน พลังงานเป็นหนึ่งในปัจจัยหลักและเป็นปัจจัยการผลิตที่สำคัญในการเกษตร การคาดการณ์หรือพยากรณ์ในอนาคตเป็นขั้นตอนสำคัญในการวางแผนของสินค้าเกษตรและพลังงาน ในการพยากรณ์การใช้พลังงานในอนาคตการเกษตรในอิหร่าน ใช้แบบจำลองอนุกรมเวลาและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยข้อมูลในช่วงเวลาของปี 1976-2001 ซึ่งถูกใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง และข้อมูลในช่วงเวลาของปี 2002-2007 ถูกนำมาใช้เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์การใช้พลังงานของ พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีการทำนายค่าที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับรูปแบบ ARIMA จากนั้นได้นำ

รูปแบบพยากรณ์ไปใช้ในการพยากรณ์ของการใช้พลังงานประจำปีในส่วนของภาคเกษตรในปี 2008-2011 แสดงให้เห็นว่าการใช้พลังงานในส่วนอิหร่านเกษตรจะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น

Takamitsu Kurita (2010: 127-134) ได้พัฒนาตัวแบบการพยากรณ์อัตราการว่างงานของประเทศญี่ปุ่น ซึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ได้รูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่ผ่านมาของประเทศญี่ปุ่น เป็นการบูรณาการรูปแบบการเฉลี่ยอัตโนมัติและการเคลื่อนที่ (ARFIMA) ซึ่งนำไปสู่การสร้างแบบจำลองทางเศรษฐมิติของข้อมูลอัตราการว่างงานในประเทศในกรอบของวิธี ARFIMA และได้รูปแบบการพยากรณ์เป็นรูปแบบ ARFIMA เพื่อที่นำไปใช้ประโยชน์ในการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศญี่ปุ่นต่อไป

Radmila Stoklasova (2012: 836-841) ได้พัฒนาการสร้างแบบจำลองอัตราการว่างงานในประเทศสาธารณรัฐเช็ก โดยวิธีวิธี บอกซ์-เจนกินส์ ตัวแบบอาร์มา และได้ตัวแบบเป็น SARIMA (1,1,0) (1,1,0)₁₂ ซึ่งได้ใช้คาดการณ์อัตราการในประเทศสาธารณรัฐเช็ก ในปี 2012 โดยได้คาดการณ์อัตราการว่างงานในเดือน ตุลาคม 2012 เป็น 7.79% โดยอัตราการว่างงานเป็นเครื่องชี้วัดเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศ หลังจากที่ พบว่ารายได้ที่แท้จริงเป็นเรื่องสำคัญที่ประเทศต้องแก้ไขปัญหาเศรษฐกิจต่อไป

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงเครื่องมือและวิธีดำเนินงานวิจัย ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- 3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล
- 3.2 การจัดกระทำข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูล
- 3.3 ค่าสถิติที่ใช้วัดประสิทธิภาพของตัวแบบ

3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

3.1.1 ข้อมูลอัตราการว่างงาน จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล ที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลทุติยภูมิจากโครงการสำรวจภาวะการทำงานของประชากร โดยสำนักงานสถิติแห่งชาติ ซึ่งเป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2544 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2553 รวมระยะเวลา 120 เดือน

3.1.2 ข้อมูลจำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ จำนวนผู้บรรจุนาน ที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลทุติยภูมิจาก กรมการจัดหางาน ซึ่งเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ.2544 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2553 รวมระยะเวลา 120 เดือน

3.1.3 ข้อมูลการใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้แนวโน้มภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลิตภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ ดัชนีผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรม ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม ที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลทุติยภูมิ จากธนาคารแห่งประเทศไทย

3.2 การจัดกระทำข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูล

3.2.1 วิธี Box-Jenkins ด้วยแบบจำลอง SARIMA ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย ได้ดังนี้

3.2.1.1 การตรวจสอบความนิ่งของข้อมูล

จากข้อมูลอนุกรมเวลาของอัตราการว่างงานในประเทศไทยที่มีลักษณะความแปรปรวนมาก จึงต้องแปลงข้อมูลก่อนที่จะกำหนดตัวแบบให้อนุกรมเวลา ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดนั้นจะต้องมีคุณสมบัติสแตชันนารีหรือความนิ่งของข้อมูลก่อน จึงจะสามารถกำหนดตัวแบบให้อนุกรมเวลาได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องตรวจสอบว่าอนุกรมเวลานั้นมีส่วนประกอบอะไรบ้างนั่นคือพิจารณาว่าอนุกรมเวลานี้มีส่วนประกอบของแนวโน้มหรือมีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ หรือมีส่วนประกอบของฤดูกาลและความแปรปรวนคงที่หรือไม่ ถ้าพบว่า อนุกรมเวลานี้ไม่เป็นสแตชันนารีต้องทำการแปลงอนุกรมเวลาให้เป็นสแตชันนารีก่อน เช่น ถ้าพบว่าอนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ (มีแนวโน้ม) จะทำการแปลงข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชัน $\ln y_t$ ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนไม่คงที่ จะทำการแปลงข้อมูลโดยใช้ฟังก์ชัน $\ln y_t$ ก่อนแล้วจึงทำการหาผลต่างจากข้อมูลที่แปลงแล้วเพื่อให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติ สแตชันนารี

และถ้าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลมาเกี่ยวข้อง จะทำการแปลงโดยหาผลต่างของฤดูกาล เมื่อแน่ใจแล้วว่าอนุกรมเวลามีคุณสมบัติสเตชันนารี จึงจะสามารถเลือกตัวแบบให้กับอนุกรมเวลาดังกล่าวได้ การทดสอบความนิ่ง (Stationary) ของข้อมูล โดยในการศึกษาครั้งนี้ใช้การทดสอบความนิ่งด้วย Unit Root Test โดยใช้ ADF TEST โดยมีสมมติฐานดังนี้

$H_0 : \theta = 0$ คือ ข้อมูลอัตราการว่างงานที่มีลักษณะไม่นิ่ง หรือกล่าวคือ มี Unit Root ซึ่งต้องการหาผลต่างอันดับต่อไป

$H_a : \theta < 0$ คือ ข้อมูลอัตราการว่างงานที่มีลักษณะนิ่ง หรือกล่าวคือ ไม่มี Unit Root

ปราศจากจุดตัดแกนและแนวโน้ม (None) หมายถึง การใช้ข้อมูลอนุกรมเวลามาทดสอบความหยุดนิ่งของข้อมูล โดยกำหนดแบบจำลองที่ไม่มีค่าคงที่ในสมการ และไม่มีเวลาเป็นตัวแปรอิสระในแบบจำลอง

มีจุดตัดแกนแต่ปราศจากแนวโน้ม (Intercept) หมายถึง การใช้ข้อมูลอนุกรมเวลามาทดสอบความหยุดนิ่งของข้อมูล โดยกำหนดแบบจำลองที่มีค่าคงที่ในสมการ แต่ไม่มีเวลาในตัวแปรอิสระในแบบจำลอง

มีจุดตัดแกนและแนวโน้ม (Trend and Intercept) หมายถึง การใช้ข้อมูลอนุกรมเวลามาทดสอบความหยุดนิ่งของข้อมูล โดยกำหนดแบบจำลองที่มีค่าคงที่ในสมการ และมีเวลาเป็นตัวแปรอิสระในแบบจำลอง

การทดสอบอิทธิพลของฤดูกาล

การทดสอบว่าอนุกรมเวลามีอิทธิพลฤดูกาลหรือไม่อาจจะพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบออโตที่ช่วง L หรือผลคูณของ L เมื่อ L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อปี นั่นคือพิจารณาว่าค่าสังเกตที่ห่างกัน L ช่วงเวลาที่มีความสัมพันธ์กันหรือไม่กรณีที่มีความสัมพันธ์กันเชิงบวกแสดงว่าอนุกรมเวลานั้นมีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง การทดสอบทำตามขั้นตอนต่อไปนี้

$H_0 : \rho_L = 0$: อนุกรมเวลาไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

$H_1 : \rho_L > 0$: อนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

ตัวสถิติทดสอบ

ตัวสถิติทดสอบ r_L

เกณฑ์การตัดสินใจ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จะมีช่วงวิกฤติเป็น

$$CR : r_L \geq Z_\alpha / \sqrt{n}$$

ตรวจสอบเหตุการณ์ที่ผิดปกติ

เนื่องจากช่วง ปี 2544 – 2545 เป็นช่วงที่เศรษฐกิจฟองสบู่มาตั้งแต่ปี 2540 เรื่อยมาทำให้พบว่าข้อมูลอัตราการว่างงานในประเทศไทยในช่วงนั้นสูงผิดปกติ ดังนั้นในทดสอบหาตัวแบบจึงไม่ได้นำข้อมูลปีดังกล่าวมาทำการทดสอบหาตัวแบบเนื่องจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ

3.2.1.2 การเลือกตัวแบบ SARIMA ที่เป็นไปได้

โดยการพิจารณาจากกราฟของ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติสเตชันนารี เทียบกับเงื่อนไขใน ตาราง 1 บทที่ 2 โดยจะทำการเลือกตัวแบบที่เป็นไปตามลักษณะรูปแบบของกราฟ ACF และ PACF มากที่สุด

3.2.1.3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

เมื่อได้ตัวแบบจากข้อ 2 แล้ว จะทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ ด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป โดยมีเป้าหมายที่จะได้ค่าประมาณ $\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\sigma}^2$ ที่มีค่าต่ำที่สุด

3.2.1.4 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ

ทำการพิจารณาค่า ACF ของความคลาดเคลื่อน (e_t) และทำการทดสอบสมมติฐานที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 ดังนี้คือ

$$H_0 : \rho_k(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \neq 0$$

โดยมีช่วงวิกฤตคือ $\pm \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}$

ถ้า $|r_k(e_t)| < \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}$ จะทำการยอมรับ H_0 แสดงว่า $\rho_k(e_t) = 0$ สามารถสรุปได้ว่าตัวแบบนั้นเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่พิจารณาอยู่

ถ้าพบว่าตัวแบบนั้นยังไม่เหมาะสมให้กลับไปทำซ้ำข้อ 2 โดยเลือกตัวแบบที่เป็นไปได้แล้วทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบในข้อ 3 และตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบในข้อ 4 จนกว่าจะได้ตัวแบบที่เหมาะสม

3.2.1.5 การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบก่อนการพยากรณ์

ขั้นตอนสุดท้ายของการสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ คือ การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบที่เป็นไปได้ ซึ่งเป็นการวิเคราะห์เพื่อค้นหาความไม่เหมาะสมของแบบและสารสนเทศใหม่ที่จะช่วยให้สามารถปรับปรุงให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ค่าความคลาดเคลื่อน (e_t) ที่ได้จากการประมาณค่าควรจะมีคุณสมบัติดังนี้

$$e_t \text{ เป็นอิสระกัน}$$

$$e_t \sim N(0, \sigma_a^2)$$

จากนั้นนำค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวมาวิเคราะห์ค่าคงเหลือ (Residual Analysis) ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

- 1) ตรวจสอบว่า $E(e_t) = 0$ โดยการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของตัวอย่าง e_t กับ SE_{e_t}
- 2) ตรวจสอบว่าความแปรปรวนคงที่หรือไม่ โดยการพิจารณากราฟ e_t ณ เวลา t ใด ๆ
- 3) ตรวจสอบการแจกแจงของ e_t ว่ามีการแจกแจงปกติ
- 4) ตรวจสอบความเป็นอิสระโดยทดสอบสมมติฐาน

$$H_0 : \rho_{e_t} = 0 \quad (\text{ตรวจสอบทีละตัว})$$

แทนที่จะตรวจสอบ e_t ไปทีละค่า เราอาจพิจารณา ขนาดของ r_{e_k} เป็นกลุ่ม โดยใช้วิธีของ Box-Pierce โดยตั้งสมมติฐานดังนี้

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_3 = 0$$

$$H_1 : \text{มีบางค่าของ } \rho_i \text{ ที่ไม่เป็นศูนย์}$$

สถิติที่ใช้ $Q = n \sum_{t=1}^k r_{e(t)}^2$ หรือ $(n-d) \sum r_{e(t)}^2$ เมื่อ d คือผลต่าง

โดยที่ $Q \sim \chi_{(t-p-q)}^2$ กรณีที่เป็นตัวแบบ ARMA (p,q)

กรณีที่ “n” มีค่าไม่มากพอ ($n \leq 100$) จะใช้วิธีการ Modified Box-Pierce

โดยอยู่ในรูปของ $Q = n + (n + 2) \sum_{t=1}^k \frac{r_{e_t}^2}{n - t}$

3.2.1.6 การเลือกตัวแบบเมื่อมีตัวแบบที่เหมาะสมมากกว่าหนึ่งตัวแบบ

ในกรณีที่พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมมีมากกว่าหนึ่งตัวแบบ การพิจารณาเลือกใช้ตัวแบบที่เหมาะสมจากทั้งหมด จะพิจารณาจากสถิติที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายคือ AIC (Akaike's Information Criterion) และค่า Schwarz's Bayesian Information Criterion (SBC หรือ BIC) โดยเลือกใช้ตัวแบบที่ให้ค่าสถิติเหล่านี้มีค่าน้อยที่สุด ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1) เงื่อนไขของ AIC

ภายใต้ข้อสมมติว่าได้กำหนดตัวแบบที่มีพารามิเตอร์เป็นจำนวนเท่ากับ m ค่า AIC กำหนดในรูป

$$AIC(m) = -2 \ln(L_m) + 2m \quad (3.1)$$

เมื่อ L_m เป็นค่าที่ได้จากลอกลิคลิฮูด (Maximized Log-Likelihood)

2) เงื่อนไขของ BIC

กำหนดในรูปของ

$$BIC(m) = -2 \ln(L_m) + m \ln(n) \quad (3.2)$$

เมื่อ n คือจำนวนค่าสังเกตที่ศึกษาในอนุกรมเวลา

3.2.1.7 การพยากรณ์

กรณีที่เรายู่ ณ เวลาเริ่มต้น t และใช้ตัวแบบพยากรณ์ค่า Y_{t+l} ซึ่ง l เป็นหน่วยเวลา ล่วงหน้าของอนุกรมเวลาที่ควรจะได้สังเกตเห็นในเวลา $n+l$ ($l \geq 1$) ข้อมูลที่ใช้พยากรณ์คือข้อมูลในอดีตจนถึงเวลา n ซึ่งเป็นตัวกำหนดว่าตัวแบบควรเป็นเช่นใด มาตราวัดความแม่นยำที่ใช้คือ Minimum RMSE และ MAPE

ถ้าให้ $Y_t(l)$ แทนค่าพยากรณ์ l หน่วยเวลาล่วงหน้าขณะพยากรณ์ที่เวลา t ซึ่งหาได้จาก $Y_t(l) = E(Y_{t+l} / Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots)$

กรณีตัวแบบ ARMA (p,q) พยากรณ์ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา หาได้จาก

$$\hat{Y}_t(1) = \phi_1 Y_t + \phi_2 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p+1} + e - \theta_1 e_t - \dots - \theta_q e_{t-q+1} \quad (3.3)$$

$$\hat{Y}_t(2) = \phi_1 \hat{Y}_t(1) + \phi_2 Y_t + \dots + \phi_p Y_{t-p+2} + e - \theta_2 e_t - \theta_3 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q+2} \quad (3.4)$$

$$\hat{Y}_t(3) = \phi_1 \hat{Y}_t(2) + \phi_2 \hat{Y}_t(1) + \phi_3 Y_t + \dots + \phi_p Y_{t-p+3} + e - \theta_3 e_t - \theta_4 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q+3} \quad (3.5)$$

โดยมีความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์เป็น

$$\sigma_{e_t(1)}^2 = \sigma_\mu^2 \quad (3.6)$$

$$\lim_{\ell \rightarrow \infty} \sigma_{e_t(\ell)}^2 = \sigma_{Y_t}^2$$

ดังนั้น ช่วงความเชื่อมั่นของการพยากรณ์ คือ

$$\hat{Y}_t(\ell) \pm K_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \hat{\sigma}_\mu^2 \quad (3.7)$$

เมื่อ $K_{1-\frac{\alpha}{2}}$ คือ $100(1-\frac{\alpha}{2})$ เปอร์เซนต์ไทร์ของการแจกแจงความน่าจะเป็นปกติมาตรฐาน

3.2.1.8 ความแม่นยำในการพยากรณ์ (Accuracy)

การพยากรณ์ที่ดีนั้นควรมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำ จึงจะสามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ ซึ่งการวัดความแม่นยำในการพยากรณ์มีหลายวิธีด้วยกัน

1) ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percent Error: MAPE) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากขนาดของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์กับค่าจริง ค่าวัดความถูกต้องนี้เป็นค่าที่ไม่มีหน่วยจึงเหมาะที่จะใช้ในการเปรียบเทียบ

อนุกรมเวลาหลายชุดที่อาจจะมีหน่วยของการวัดต่างกันเมื่อใช้วิธีการพยากรณ์เดียวกัน โดยคำนวณได้จากสูตร (สุพล ดุรงค์วัฒนา, 2537: 36)

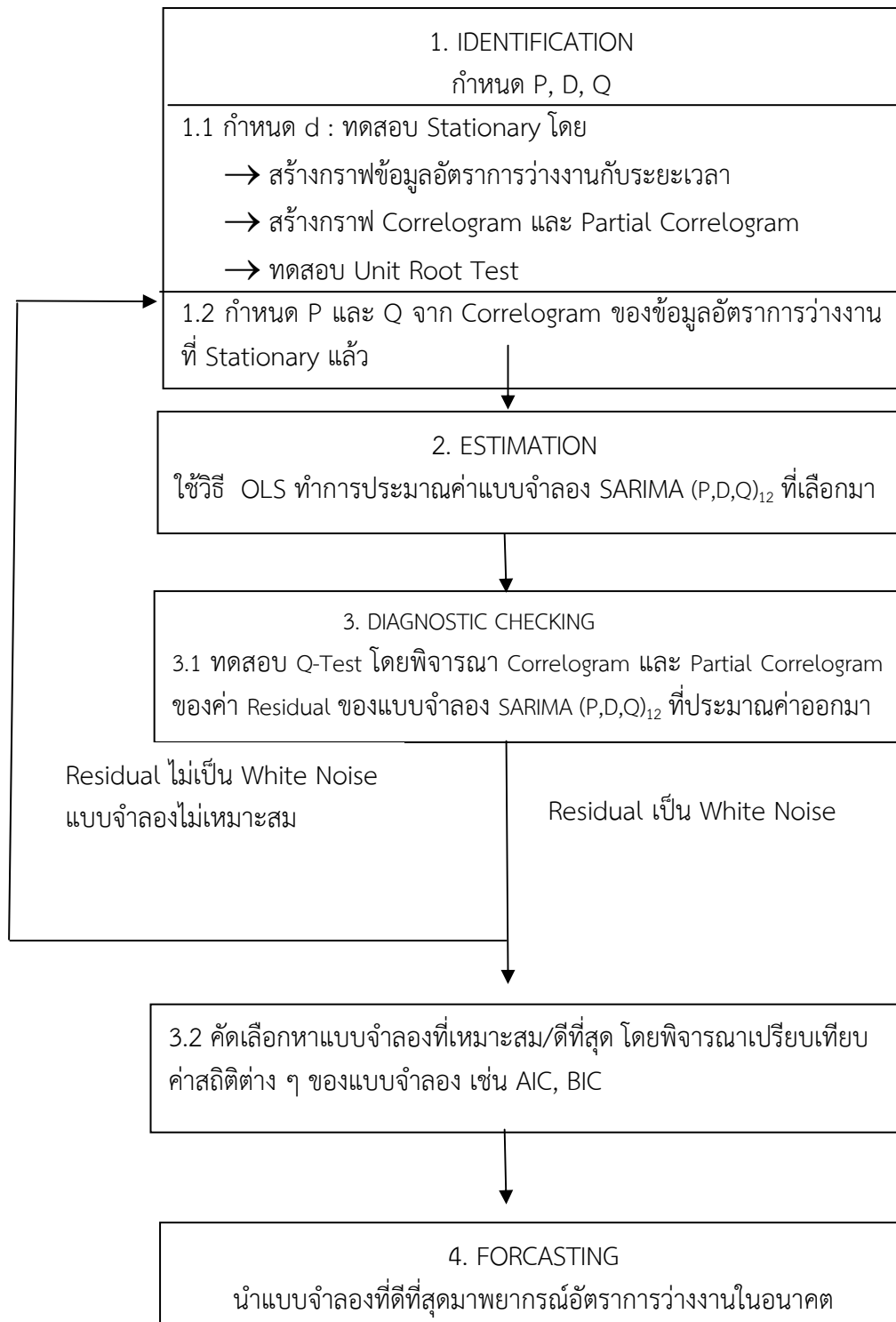
$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Predict_i - Actual_i}{Actual_i} \right| \times 100 \quad (3.8)$$

- ถ้า MAPE น้อยกว่า 10% จัดว่าการพยากรณ์ค่อนข้างแม่นยำ
 MAPE อยู่ระหว่าง 10% ถึง 20% จัดว่าการพยากรณ์ใช้ได้ดี
 MAPE อยู่ระหว่าง 20% ถึง 50% จัดว่าการพยากรณ์พอใช้
 MAPE มากกว่า 50% จัดว่าการพยากรณ์ไม่แม่นยำ

2) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) โดยจะเป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าที่ประมาณจากแบบจำลองว่ามีความแตกต่างมากน้อยเพียงใด ถ้าค่า RMSE มีค่าน้อยเพียงใด แสดงว่า แบบจำลองนั้นสามารถเป็นตัวแทนค่าจริงได้ดีมากเพียงนั้น โดยสมการค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) ดังสมการ

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Predict_i - Actual_i)^2} \quad (3.9)$$

โดยสรุปขั้นตอนการดำเนินงานตามวิธี SARIMA พิจารณาได้ดัง ภาพประกอบ 3.1



ภาพประกอบ 3.1 แผนผังแสดงขั้นตอนการวิเคราะห์ของแบบจำลอง SARIMA (P, D, Q)₁₂ โดยวิธี Box – Jenkins

3.2.2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

3.2.2.1 การศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และคัดเลือกตัวแปร

ในการศึกษาครั้งนี้ได้ศึกษาหาตัวแปรที่น่าจะมีความสัมพันธ์กับอัตราการว่างงาน โดยพบว่า มีตัวแปรจำนวนมากที่เกี่ยวข้องกับอัตราการว่างงานแตเมื่อนำตัวแปรเหล่านั้นมาทดสอบหาความสัมพันธ์กลับพบว่าไม่มีความสัมพันธ์กับอัตราการว่างงานจากการทดสอบหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient : r) ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ กับ อัตราการว่างงาน ซึ่งใช้เทคนิควิธีทางสถิติในการวิเคราะห์เพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรว่ามีความสัมพันธ์กันมากหรือน้อย และเป็นการทดสอบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันในรูปเชิงเส้นหรือไม่ รวมถึงการทดสอบว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันในทิศทางเดียวกันหรือไม่ซึ่งถ้าผลการศึกษาที่ได้พบว่า r เป็นลบ แสดงว่าตัวแปรที่ศึกษามีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกัน แต่ถ้า r เป็นบวก แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน และถ้า r มีค่าเข้าใกล้ 1 (ไม่พิจารณาที่เครื่องหมาย) แสดงว่าตัวแปรที่ศึกษามีความสัมพันธ์กันมาก และในทางกลับกัน ถ้า r มีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันน้อย แต่ถ้าหาก r มีค่า เท่ากับ 0 แสดงว่าตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กันเชิงเส้นเลย โดยค่า r สามารถหาได้จากสมการที่ (3.10) สำหรับตัวแปรที่มีความสัมพันธ์จะกล่าวถึงในลำดับถัดไปในขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

$$r = \frac{\sum(x - \bar{X})(y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{X})^2 \sum(y - \bar{Y})^2}} \quad (3.10)$$

3.2.2.2 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

การประมาณค่าอัตราการว่างงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยขั้นตอนใหญ่ ๆ 4 ขั้นตอน คือ

- 1) การเตรียมข้อมูล
- 2) การออกแบบโครงข่าย
- 3) การสอนโครงข่าย
- 4) การตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย

3.2.2.2.1 การเตรียมข้อมูล

จากข้อมูลทุติยภูมิซึ่งจะกำหนดให้ค่าข้อมูลอัตราการว่างงาน เป็นตัวแปรตาม และข้อมูลจำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล จำนวนผู้บรรจุนาน จำนวนผู้ประกันตน ภาคบังคับ การใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ ดัชนีผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรม ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม เป็นตัวแปรอิสระ เนื่องจากวิธีSARIMA ได้ทำการปรับข้อมูลใหม่จากที่เก็บรวบรวมข้อมูลมา 10 ปี คือ มกราคม 2544 – ธันวาคม 2553 เมื่อตรวจสอบข้อมูล พบว่าข้อมูล ปี 2544-2545 ข้อมูลอัตราการว่างงานสูงผิดปกติจึงได้ตัดข้อมูลดังกล่าวออกจากการสร้างแบบจำลอง เพราะจะทำให้แบบจำลองที่ได้ไม่น่าเชื่อถือ จึงเหลือข้อมูลสำหรับใช้สร้างแบบจำลอง 8 ปี โดยเรียงข้อมูลตามเดือนที่ 1 มกราคม 2546 ถึงเดือน ธันวาคม 2553 เป็นจำนวน 8 ปี หรือ 96 เดือน หลังจากนั้นจะแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือข้อมูลชุดสอน (Training Set) ข้อมูลชุด

ทดสอบ (Test Set) โดยแบ่งออกเป็นร้อยละ 70 และ 30 ตามลำดับ โดยในการศึกษาคั้งนี้ข้อมูลอัตราการว่างงานเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งลักษณะแนวโน้มลดลงทุกปีจึงไม่สามารถที่จะใช้วิธีการสุ่มค่าข้อมูลมาเป็นชุดเรียนรู้ หรือชุดทดสอบได้ ในการศึกษาคั้งนี้ได้นำข้อมูลมาเรียงกัน เริ่มตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ.2546 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 ได้ข้อมูล 96 ชุด โดยชุดเรียนรู้เป็นข้อมูล 67 ชุดแรก และชุดทดสอบเป็นข้อมูล 29 ชุดหลัง

ข้อมูลป้อนเข้าที่เหมาะสม

ก่อนที่นำข้อมูลไปสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องนำข้อมูลตัวแปรอิสระทุกตัวไปทำการปรับค่าของข้อมูลก่อน เนื่องจากเป็นข้อมูลทางเศรษฐกิจที่ส่วนใหญ่มีการกระจายตัว มีหน่วยนับที่ไม่เหมือนกัน จึงต้องทำการปรับค่าของข้อมูล (Normalize) ให้อยู่ในช่วงพิกัดที่เหมาะสมก่อน ซึ่งในงานวิจัยนี้กำหนดให้พิกัดของข้อมูลอยู่ในช่วงระหว่าง 0 – 1 ดังสมการ

$$x_{norm} = \frac{x_n - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.11)$$

โดยที่ x_{norm} คือ ข้อมูลที่ได้รับการ Normalize แล้ว

x_n คือ ข้อมูลที่ต้องการ Normalize

x_{min} คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำที่สุด

x_{max} คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงที่สุด

3.2.2.2.2 การออกแบบโครงข่าย

การออกแบบโครงข่ายสำหรับงานวิจัยคั้งนี้ใช้โครงข่ายแบบแบบ Single Layer มีลักษณะ 1 ชั้นซ่อนชั้น (1 Hidden Layer) จะพิจารณาจากจำนวนข้อมูลป้อนเข้าโครงข่าย จำนวนชั้นซ่อนจำนวนโหนดในชั้นซ่อน และจำนวนผลลัพธ์เป็นหลัก ซึ่งจะต้องทำการหาค่าให้เหมาะสมกับโครงข่ายมากที่สุด โดยมีรายละเอียด ดังนี้

1) การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการศึกษาคั้งนี้เป็นแบบ Single Layer มีลักษณะ 1 ชั้นซ่อน (1 Hidden Layer) ซึ่งข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทางด้านเศรษฐกิจที่มีความซับซ้อนจะใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 3 ชั้น ประกอบไปด้วยชั้นข้อมูลป้อนเข้า 1 ชั้น (1 input layer) ชั้นซ่อน 1 ชั้น (1 Hidden Layer) และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น (1 Output Layer)

2) การหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสม

ในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ไม่มีกฎเกณฑ์ หรือทฤษฎีที่แน่นอน เพราะเมื่อกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนมาก จะทำให้เสียเวลาในการสอนมาก เนื่องจากจำนวนการเชื่อมต่อของแต่ละโหนดมีจำนวนมาก แต่ในทางกลับกัน ถ้ากำหนดให้มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่น้อยจนเกินไป โครงข่ายอาจจะไม่สามารถเรียนรู้จนพบคำตอบที่แท้จริงได้ ซึ่งในการศึกษาคั้งนี้ผู้วิจัยได้เริ่มกำหนดค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนตั้งแต่ 1 จนถึง 12 เนื่องจากมีจำนวนตัวแปรอิสระสูงสุด 12 ตัว โดยหาค่าดังกล่าวไปจนกว่าจะได้ค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด ซึ่งพบว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมของข้อมูลชุดนี้เป็น 11

3) การหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม (อัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม)

ค่าอัตราการเรียนรู้ เป็นค่าที่ควบคุมความคงตัว (Stability) ของค่าถ่วงน้ำหนักและความเร็วในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้เข้าสู่ค่าที่สมดุล โดยอัตราการเรียนรู้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้ากำหนดให้ค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าสูงเกินไป คือ เข้าใกล้ 1 ค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกปรับไปปรับมา (Oscillation) ทำให้ถึงจุดที่มีค่าถ่วงน้ำหนักที่สมดุลได้ยากหรืออาจไม่สามารถเข้าสู่สมดุลได้เลยถ้ากำหนดค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำเกินไป คือ เข้าใกล้ 0 จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ช้ามาก แต่สามารถหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดได้ (อัญชลี วานิชพิทักษ์. 2540: 33) ปกติแล้วจะกำหนดให้อัตราการเรียนรู้มีค่าน้อยๆ อยู่ในช่วง 0.1 - 0.3

การเลือกค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าโมเมนตัมจะมีอิทธิพลต่อการเกิดค่า Error ของโครงข่ายได้ โดยค่าถ่วงน้ำหนักไม่ควรเป็นค่าที่ใหญ่มากนัก จะเป็นผลทำให้ค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันการแปลงค่าแบบฟังก์ชันซิกมอยด์มีค่าเล็กมาก เรียกว่า อยู่ในย่านของการอิ่มตัว (Saturation Region) แต่ถ้าค่าน้ำหนักมีค่าเล็กเกินไป จะทำให้ค่าที่จะส่งไปยังโหนดในชั้นซ่อน หรือโหนดในชั้นผลลัพธ์จะมีค่าเข้าใกล้ศูนย์ ซึ่งเป็นสาเหตุทำให้การเรียนรู้ทำได้ช้า โดยทั่วไปค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นจะสุ่มค่าระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 (หรือ ระหว่าง -1 ถึง 1 ตามความเหมาะสม) (สุรยุทธ ปรัชญา. 2541: 110-111) ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้กำหนดสุ่มค่าดังกล่าวไปเรื่อย ๆ โดยค่าอัตราการเรียนรู้เริ่มสุ่มตั้งแต่ 0.001 ถึง 0.9 ซึ่งค่า 0.9 โปรแกรมไม่สามารถที่จะคำนวณค่าออกมาได้ จึงได้ค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ความคลาดเคลื่อนต่ำสุดของข้อมูลชุดนี้เท่ากับ 0.025 ค่าโมเมนตัม เป็นค่าคงที่ที่ใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โมเมนตัมจะแสดงถึงสัดส่วนของค่าถ่วงน้ำหนักครั้งก่อนที่นำมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักครั้งปัจจุบันได้ดำเนินการเช่นเดียวกันโดยเริ่มสุ่มตั้งแต่ 0.1 - 0.9 พบว่าค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ข้อมูลชุดนี้มีความคลาดเคลื่อนต่ำสุด เท่ากับ 0.8

4) ค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมาย

เป็นเกณฑ์ในการหยุดฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมทางหนึ่ง ถ้าค่า RMSE และ MAPE ที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมายที่ตั้งไว้ จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมหยุดฝึกสอนทันที และนำค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้ในขณะนั้นไปใช้ในการคำนวณได้สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยกำหนดให้ค่าความคลาดเคลื่อนเป้าหมายมีค่าเท่ากับ 0.0005

5) จำนวนรอบการฝึกสอน

จำนวนครั้งที่ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดข้อมูลเดิม หากกำหนดให้จำนวนรอบในการฝึกสอนมีค่าสูงเกินไป ไม่ได้ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้มากขึ้น ควรประมาณการจำนวนรอบการสอนที่น้อยที่สุดที่จำเป็นสำหรับแก้ปัญหาหนึ่งๆ ที่ทำให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ (ศุภัทรา สุนทรภักย์. 2539: 96) จำนวนรอบการสอนอาจใช้ได้ตั้งแต่ 20,000 ถึง 100,000 รอบ ขึ้นอยู่กับลักษณะของโครงข่าย (ทัตดาว แบนเนียน. 2545: 81) สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดให้จำนวนรอบการฝึกสอนมีค่าเท่ากับ 50,000 รอบ

6) ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multi-Layer Perceptron (MLP)

การทดสอบตัวแบบการพยากรณ์ ใช้โปรแกรม Weka 3.6 โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ในการทดสอบดังนี้ คือ อัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) เท่ากับ 11 ค่าอัตราการเรียนรู้ในชั้น เอาท์พุท เท่ากับ 0.025 ค่าโมเมนตัม เท่ากับ 0.8 จำนวนรอบของการเรียนรู้ เท่ากับ

50,000 รอบ สำหรับการพยากรณ์ การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมการพยากรณ์อัตราการว่างงาน แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ

1. ขั้นตอนการเรียนรู้ใช้ข้อมูล จำนวน 67 เดือนแรก ตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2546 ถึง กรกฎาคม 2551 ข้อมูลชุดทดสอบดังกล่าวใช้วิธีการบ่อนชุดข้อมูลชุดทดสอบและชุดเป้าหมายเข้าในเครือข่ายเพื่อให้โครงข่ายมีการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดความคลาดเคลื่อน ให้อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ หรือไม่มีความคลาดเคลื่อน เป็นการฝึกให้โครงข่ายสามารถประมาณค่าฟังก์ชันได้

2. ขั้นตอนการพยากรณ์ข้อมูลในชุดทดสอบโครงข่ายที่ใช้ในการพยากรณ์ใช้ข้อมูล 29 เดือนหลัง ตั้งแต่เดือนสิงหาคม 2551 ถึง ธันวาคม 2553 เป็นชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ

3.2.2.3 การสอนโครงข่าย

1) กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ จำนวนโหนดในชั้นอินพุตชั้นฮิดเดน และชั้นเอาต์พุต เนื่องจากยังไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอน ในการกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้กำหนดโครงสร้างโดยการพิจารณาที่ความสัมพันธ์ของข้อมูล ในงานวิจัยที่ผ่านมานักวิจัยกำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุต และชั้นฮิดเดนตามความเหมาะสม สำหรับในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยจึงกำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุต มีค่าเท่ากับ 12 2 6 และ 6 ตามกลุ่มความสัมพันธ์ สูง กลาง ต่ำ ที่ได้กำหนดไว้จากการหาความสัมพันธ์ของข้อมูล เนื่องจาก การศึกษาการพยากรณ์อนุกรมเวลารายเดือนที่มีฤดูกาล และกำหนดจำนวนโหนดในชั้นฮิดเดนเหมือนกัน คือ 11 กำหนดจำนวนโหนดในชั้นเอาต์พุต เท่ากับ 1 ดังนั้นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในการวิจัยครั้งนี้จึงจัดได้เป็น 4 ลักษณะ คือ แบบ 12-11-1 2-11-1 6-11-1 และ 6-11-1

2) ฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยกำหนดให้มี 2 ฟังก์ชัน คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ และฟังก์ชันเส้นตรง

3) กระบวนการฝึกสอน (Training Algorithm) ที่ใช้ฝึกฝนเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าเบี่ยงเบนของแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมให้ลู่เข้าหาคำตอบได้อย่างถูกต้องในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้กำหนดให้ใช้การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบ MLP

4) วิธีการสอน ในขั้นตอนการสอนโครงข่ายนี้จะใช้วิธีการแพร่กระจายความคลาดเคลื่อนกลับ (Error Back – propagation Algorithm) โดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ เป็นฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer Function) เนื่องจากฟังก์ชันการแปลงค่ามีความสำคัญมากในโครงข่ายแบบแพร่กระจายความคลาดเคลื่อนกลับ ซึ่งฟังก์ชันที่ใช้ควรมีความต่อเนื่อง ไม่เป็นเชิงเส้น สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ และง่ายต่อการคำนวณ ซึ่งค่าอนุพันธ์สามารถเขียนในรูปเทอมของฟังก์ชันนั้น โดยฟังก์ชันซิกมอยด์มีรูปแบบสมการดังสมการ

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3.12)$$

5) การหยุดการสอนในแต่ละรอบของการสอน ในการศึกษาครั้งนี้จะตั้งข้อกำหนดในการหยุดการสอน เมื่อโครงข่ายเรียนรู้ได้ 50,000 รอบ หรือมีค่าความคลาดเคลื่อน 0.0005 หรือความถูกต้องของการพยากรณ์จากชุดเรียนรู้ที่อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

3.2.2.2.4 การตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่าย

การประเมินผลจากการทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม สามารถใช้สถิติในการทดสอบความถูกต้อง ซึ่งสถิติที่ใช้ในการวัดความคลาดเคลื่อนระหว่างผลการทำนายและข้อมูลจริงจากชุดทดสอบ คือ ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

1) ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) สามารถคำนวณได้ดังสมการ

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{Predict}_i - \text{Actual}_i)^2} \quad (3.13)$$

2) ค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) สามารถคำนวณได้ดังสมการ

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\text{Predict}_i - \text{Actual}_i}{\text{Actual}_i} \right| \times 100 \quad (3.14)$$

โดยที่ Actual = ข้อมูลจริงที่ได้จากผลการสำรวจของสำนักงานสถิติแห่งชาติ

Predict = ข้อมูลที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

N = จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณ

3.3 ค่าสถิติที่ใช้วัดประสิทธิภาพของตัวแบบ

พิจารณาค่า RMSE และ ค่า MAPE ซึ่งสามารถคำนวณได้จากการนำ MSE มาหารากที่สอง ทั้งนี้ จะต้องพิจารณาว่าค่าพยากรณ์ใดที่ให้ค่า RMSE และ MAPE ที่มีค่าต่ำสุด เพื่อให้ได้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุดในการตีค่าการพยากรณ์ ถ้าค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย อยู่ระหว่าง 10-20 % จัดว่าการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ที่ดี หากอยู่ระหว่าง 21-50 % จัดว่าการพยากรณ์มีความแม่นยำพอใช้ และถ้ามากกว่า 50 % จัดว่าการพยากรณ์ได้ไม่แม่นยำ

การวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ไม่ว่ากลุ่มใดๆ มีข้อจำกัดอย่างหนึ่ง คือเป็นการวัดการพยากรณ์ของเหตุการณ์หรือค่าใดๆ ในอดีตจนถึงปัจจุบัน คือ พิจารณาจากข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์และพยากรณ์ โดยการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ โดยการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ที่คำนวณได้กับค่าข้อมูลจริง ณ ช่วงเวลานั้นๆ ว่าแตกต่างกันมากน้อยเพียงใด โดยไม่สามารถเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ในอนาคตกับค่าจริงได้ เพราะค่าจริงในอนาคตยังไม่เกิดขึ้น

บทที่ 4

ผลการศึกษา

ในบทนี้ขอเสนอผลการทำนายจากการดำเนินงานวิจัย โดยการพยากรณ์ครั้งนี้จะใช้เครื่องมือในการศึกษาเปรียบเทียบ 2 วิธี คือ ตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนตามฤดูกาล โดยใช้ตัวแบบ SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model) ของ Box-Jenkins และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- 4.1 ผลการทดสอบตัวแบบ SARIMA
- 4.2 ผลการทดสอบตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม
- 4.3 การเปรียบเทียบผลการทดสอบจากตัวแบบ

4.1 ผลการทดสอบตัวแบบ SARIMA

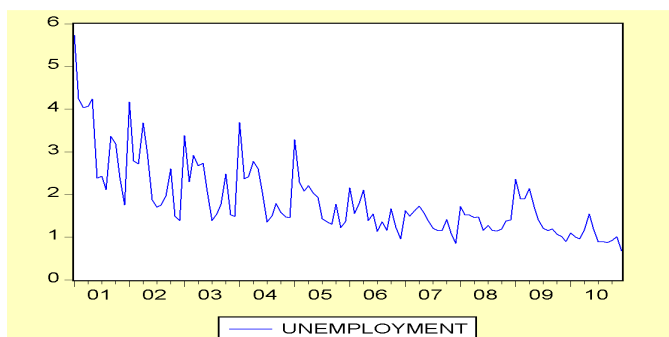
4.1.1 การตรวจสอบส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

4.1.1.1 การตรวจสอบอิทธิพลของแนวโน้ม

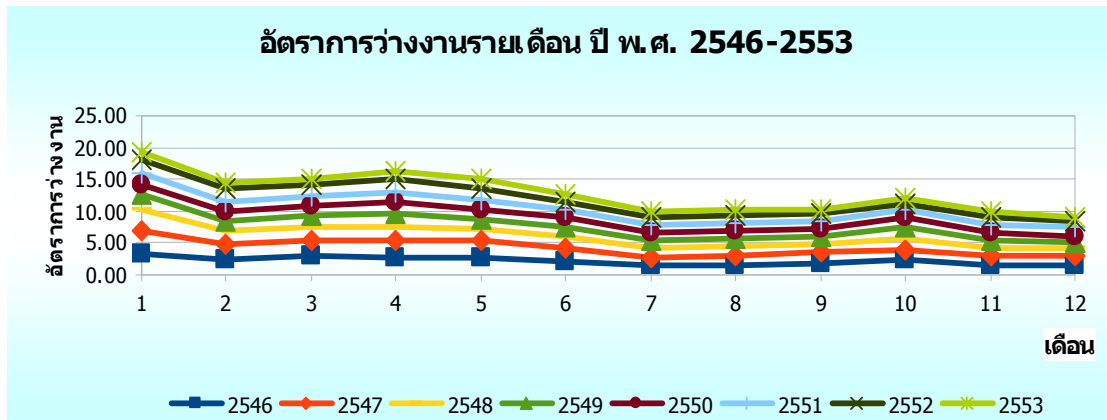
จากการตรวจสอบลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงานในประเทศไทย จากภาพประกอบ 4.1 พบว่า ข้อมูลอัตราการว่างงานมีแนวโน้มลดลงทุกปี ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า อนุกรมเวลาของอัตราการว่างงานมีส่วนประกอบของแนวโน้ม

4.1.1.2 การตรวจสอบความผิดปกติของข้อมูล

จากการตรวจสอบความผิดปกติของข้อมูลอัตราการว่างงานในประเทศไทยที่รวบรวมมา จำนวน 120 เดือน พบว่า เมื่อนำข้อมูลมาเรียงกันตามอนุกรมเวลาเริ่มตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ 2544 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ.2553 ข้อมูลในช่วง ปี 2544-2545 มีความผิดปกติอัตราการว่างงานสูงผิดปกติกว่าปีอื่นๆ ดังภาพประกอบ 4.1 จึงพิจารณาตัดข้อมูล ปีดังกล่าวออกไปจากการสร้างตัวแบบ เนื่องจากจะมีผลทำให้การสร้างตัวแบบมีความคลาดเคลื่อนสูงไม่น่าเชื่อถือ ดังภาพประกอบ 4.1



ภาพประกอบ 4.1 ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงาน ปี 2544 ถึง 2553



ภาพประกอบ 4.2 ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงานรายเดือน ปี 2546 ถึง 2553

4.1.1.3 การตรวจสอบอิทธิพลของฤดูกาล

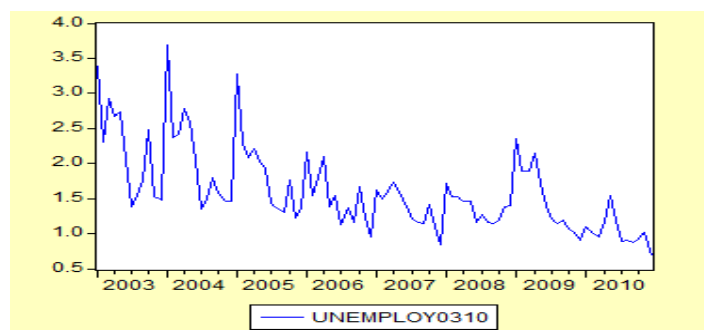
ทำการตรวจสอบโดยพิจารณาค่า ACF ณ Lag i ; $i=1-12$ เทียบกับค่า $2/\sqrt{n}$ ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ คือ $2/\sqrt{96}$ มีค่าเท่ากับ 0.204 น้อยกว่า r_L ACF ใน Lag 1-12 ซึ่งค่า ACF แสดงในภาพประกอบ 4.4 และจากการตรวจสอบลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงานในประเทศไทย จากภาพประกอบ 4.2 พบว่า ข้อมูลอัตราการว่างงานมีอิทธิพลของฤดูกาล 12 เดือนทุกปี ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า อนุกรมเวลาของอัตราการว่างงานมีส่วนประกอบของอิทธิพลของฤดูกาล

4.1.2 การทดสอบภาวะคงที่ หรือ ความนิ่งของข้อมูล (Stationary)

ทำการพิจารณาภาวะคงที่หรือความนิ่ง (Stationary) ของข้อมูลโดยการตรวจสอบ 3 วิธี ดังนี้

4.1.2.1 การพล็อตกราฟ (Plot Graph) เพื่อดูลักษณะเบื้องต้นของข้อมูล

จากข้อมูลอนุกรมเวลาอัตราการว่างงานรายเดือน พ.ศ.2546–2553 รวมทั้งสิ้น 96 ค่า นำมาพล็อตกราฟเพื่อดูลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูล โดยแกน X แทน ปี และ แกน Y แทน อัตราการว่างงาน ดังแสดงในภาพประกอบ 4.3

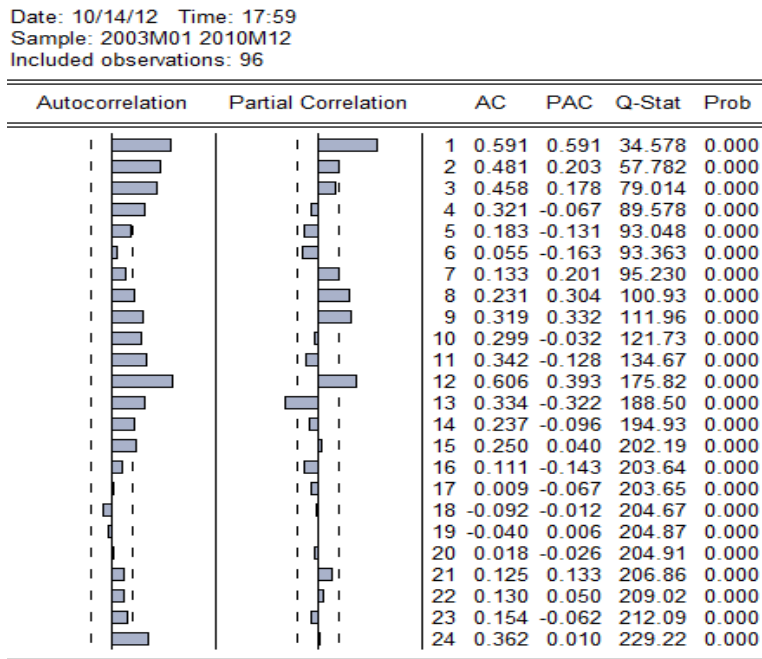


ภาพประกอบ 4.3 ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงานหลังปรับข้อมูลที่มีความผิดปกติ ปี 2544-2545 ออกเป็นข้อมูล ปี 2546 ถึง 2553

ในการตรวจสอบความนิ่ง จากภาพประกอบ 4.3 จะเห็นว่าลักษณะของข้อมูลยังไม่นิ่ง Non-Stationary เนื่องจากเส้นกราฟมีแนวโน้มลดลงอย่างต่อเนื่อง (Trend) และลักษณะของฤดูกาลซึ่งจะเห็นจากข้อมูลมีลักษณะขึ้นลงอย่างชัดเจนในช่วงเวลาเดียวกัน (Seasonal) ของแต่ละปี

4.1.2.2 ทดสอบคอเรโลแกรม (Correlogram)

นำข้อมูลอนุกรมเวลามาคำนวณหาค่าอัตตะสหสัมพันธ์ในตัวเอง และค่าอัตตะสหสัมพันธ์บางส่วน โดยพิจารณาค่าอัตตะสหสัมพันธ์ในตัวเอง และค่าอัตตะสหสัมพันธ์บางส่วน ถ้าข้อมูลอยู่ในภาวะคงที่หรือ ความนิ่ง ค่าจะลู่เข้าหาศูนย์อย่างรวดเร็ว แต่ถ้าข้อมูลไม่อยู่ในภาวะคงที่หรือความไม่นิ่ง ค่าจะมีค่าขึ้นลง ดังแสดงในภาพประกอบ 4.4



ภาพประกอบ 4.4 ลักษณะคอเรโลแกรม (Correlogram) ของข้อมูลอัตราการว่างงานปี 2546 ถึง 2553

4.1.2.3 การทดสอบ Unit Root Test

ในการทดสอบ Unit Root Test ของอัตราการว่างงานรายเดือน เพื่อดูความนิ่ง (Stationary) เพื่อหลีกเลี่ยงข้อมูลที่มีค่า Mean และ Variance ไม่อยู่ในภาวะคงที่ ในแต่ละช่วงเวลาที่ต่างกัน โดยใช้การทดสอบ Augmented Dickey – Fuller : ADF Test ในการเลือก Lag Length นั้น ได้มีการเลือกโดยอัตโนมัติ จากโปรแกรมคอมพิวเตอร์ โดยจะทำการพิจารณาเลือก Lag Length ที่ทำให้แบบจำลองที่ได้ไม่เกิดปัญหาอัตตะสหสัมพันธ์ในตัวเอง และได้ค่า SIC ที่มีค่าต่ำที่สุด และในการพิจารณาเลือกแบบจำลองโดยพิจารณาความมีนัยสำคัญของค่าสัมประสิทธิ์ของข้อมูลในคาบเวลาที่ผ่านมา โดยเริ่มทำการทดสอบจากแบบจำลองกรณีที่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา (สมมุติฐานหลักคือ $H_0 : \gamma = 0$) หากพบว่าค่า T-Statistic ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ จึงพิจารณาความมีนัยสำคัญของค่าแนวโน้มเวลา และค่าคงที่ตามลำดับ

ตาราง 4.1 ผลการทดสอบ Unit Root Test ของข้อมูลอนุกรมเวลาอัตราการว่างงานรายเดือน

กรณี	ปราศจากจุดตัดแกน และแนวโน้ม (None)	มีจุดตัดแกนแต่ปราศจาก แนวโน้ม (Intercept)	มีจุดตัดแกนและแนวโน้ม (Trend and Intercept)
ADF Test statistic	-2.687912 ^{ns}	-0.398454 ^{ns}	-1.121683 ^{ns}
ค่า Mackinnon 1%	-2.592782	-3.510259	-4.071006
5%	-1.944713	-2.896346	-3.464198
10%	-1.614233	-2.585396	-3.158586
First Differences			
ADF Test statistic	-7.600580**	-8.341867**	8.276078**
ค่า Mackinnon 1%	-2.592782	-3.510259	-4.071006
5%	-1.944713	-2.896346	-3.464198
10%	-1.614233	-2.585396	-3.158586

หมายเหตุ : จากตารางผนวก ก

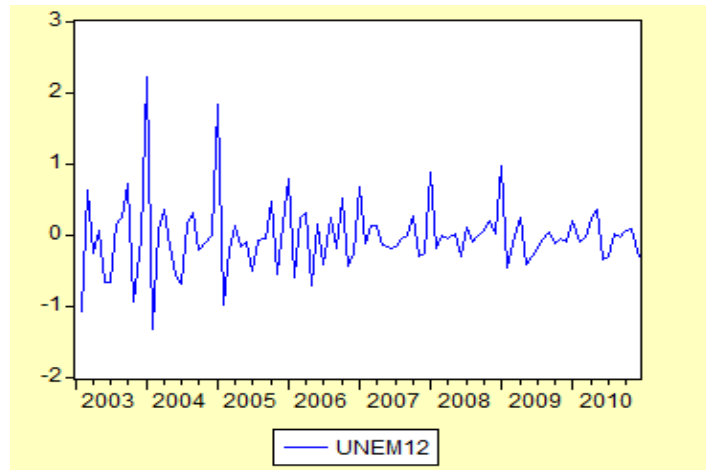
ns ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01

จากผลการทดสอบ Unit Root Test สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาของอัตราการว่างงานรายเดือน โดยทำการพิจารณา 3 กรณี คือ ข้อมูลไม่มีค่าคงที่และแนวโน้ม มีค่าคงที่แต่ไม่มีแนวโน้ม และมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้ม ดังตาราง 4.1 พบว่า จากข้อมูลในส่วนแรกไม่สามารถสรุปได้ว่าอนุกรมเวลาของอัตราการว่างงานรายเดือนมีลักษณะนิ่ง (Stationary) เนื่องจากการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (ADF) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01, 0.05 และ 0.10 พบว่า ค่าสถิติทดสอบ ADF ของข้อมูลอัตราการว่างงาน กรณีไม่มี ค่าคงที่ และแนวโน้มเวลา มีค่าน้อยกว่าค่า MacKinnon Critical ทั้งสามระดับนัยสำคัญ แต่ในอีกสองกรณี คือ มีค่าคงที่แต่ไม่มีแนวโน้ม และมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา ค่าสถิติทดสอบมีค่ามากกว่าค่า MacKinnon Critical ในทุกระดับนัยสำคัญที่ทำการศึกษาก็ทำให้ไม่สามารถสรุปได้ว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่ง

ทำการแปลงข้อมูลอัตราการว่างงาน โดยการหา Differences ลำดับที่ 1 ($d=1$) พบว่า ค่าสถิติทดสอบ ADF ของข้อมูลอัตราการว่างงาน ทั้งสามกรณีมีค่าน้อยกว่า ค่า MacKinnon Critical ทุกระดับนัยสำคัญที่ทำการศึกษานอกจากนี้ ได้นำข้อมูลที่ผ่านการแปลงแล้ว ไปพล็อตกราฟ และสร้างคอเรโลแกรม ดังแสดงใน ภาพประกอบ 4.3 สรุปได้ว่า ข้อมูลอัตราการว่างงาน ในระดับ level มีลักษณะนิ่ง (Stationary) จึงเหมาะสมสำหรับการนำไปสร้างแบบจำลอง SARIMA ต่อไป ดังตาราง 4.1

จากภาพประกอบ 4.5 และ 4.6 จะเห็นว่าลักษณะของข้อมูลอัตราการว่างงานไม่มีค่าคงที่ นอกจากนี้ยังไม่มีแนวโน้ม ซึ่งแสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีภาวะคงที่หรือมีลักษณะนิ่งแล้ว (Stationary) ซึ่งภาวะคงที่ของข้อมูลนี้จะนำไปใช้ในการกำหนดแบบจำลองต่อไป เนื่องจากถ้าข้อมูลไม่มีความนิ่งก็ไม่สามารถนำแบบจำลองนั้นไปใช้ หรือค่าที่นำไปใช้นั้นจะเกิดความคลาดเคลื่อนสูง



ภาพประกอบ 4.5 ลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลอัตราการว่างงาน ปี 2546 ถึง 2553
ที่หา Differences ลำดับที่ 1 ($d=1$)

Date: 10/14/12 Time: 18:05
Sample: 2003M01 2010M12
Included observations: 95

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.337	-0.337	11.108	0.001
		2 -0.177	-0.327	14.214	0.001
		3 0.178	-0.015	17.374	0.001
		4 -0.004	0.016	17.375	0.002
		5 0.034	0.120	17.494	0.004
		6 -0.233	-0.220	23.112	0.001
		7 -0.026	-0.249	23.184	0.002
		8 -0.020	-0.340	23.225	0.003
		9 0.092	-0.061	24.131	0.004
		10 -0.018	0.032	24.168	0.007
		11 -0.311	-0.345	34.776	0.000
		12 0.590	0.377	73.391	0.000
		13 -0.147	0.039	75.826	0.000
		14 -0.163	0.003	78.839	0.000
		15 0.193	0.011	83.145	0.000
		16 -0.043	-0.033	83.360	0.000
		17 0.041	-0.024	83.557	0.000
		18 -0.159	-0.033	86.594	0.000
		19 -0.007	0.017	86.600	0.000
		20 -0.076	-0.147	87.302	0.000
		21 0.151	0.169	90.142	0.000
		22 -0.018	-0.016	90.185	0.000
		23 -0.244	0.091	97.824	0.000
		24 0.364	0.002	115.06	0.000

ภาพประกอบ 4.6 ลักษณะคอเรโลแกรม (Correlogram) ของข้อมูลอัตราการว่างงาน
ปี 2546 ถึง 2553 ที่หา Differences ลำดับที่ 1 ($d=1$)

4.1.3 การพยากรณ์โดยแบบจำลอง SARIMA (P,D,Q)_s

ภายหลังจากการที่ข้อมูลมีลักษณะนิ่งแล้ว จะสามารถสร้างแบบจำลองด้วยวิธี Box – Jenkins ซึ่งแบ่งดำเนินการเป็น 4 ขั้นตอน ได้แก่

ขั้นตอนการกำหนดรูปแบบจำลอง (Identification)

ขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation)

ขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostic Checking)

ขั้นตอนการพยากรณ์ (Forecasting)

(ผลการศึกษาแสดงอยู่ในภาคผนวก ก)

4.1.3.1 การกำหนดรูปแบบ (Identification)

สำหรับการกำหนดรูปแบบของแบบจำลอง SARIMA นั้น จะพิจารณาจาก Correlogram ของข้อมูลอัตราการว่างงานหลังจากมีการหาผลต่างครั้งที่ 1 แล้ว คือที่ระดับ d(1) เพื่อใช้ในการกำหนดแบบจำลองเพื่อหาค่า Seasonal Autoregressive [SAR(p)] และ Seasonal Moving Average [SMA(q)] โดยใช้การพิจารณาจาก ค่า Autocorrelation Function (ACF) และ ค่า Partial Autocorrelation Function (PACF) ที่เกินออกมานอกช่วงความเชื่อมั่นที่ 99 % ตามลำดับ

ในการสร้างแบบจำลอง SARIMA (P,D,Q)₁₂ จะพิจารณารูปกราฟ ACF และ PACF ณ ระดับ At First Differences Level ที่เกินออกมานอกช่วงความเชื่อมั่นที่ 99 % มีลักษณะดัง ภาพประกอบ 4.2 โดยได้ทำการคัดเลือกเอาแบบจำลองที่น่าจะมีความเหมาะสมได้ 2 แบบจำลอง ดังนี้

$$U = \text{SMA}(1)_{12} = \text{SARIMA}(0,1,1)_{12} \quad (4.1)$$

$$U = \text{SAR}(1)_{12} = \text{SARIMA}(1,1,0)_{12} \quad (4.2)$$

หมายเหตุ : U คือ อัตราการว่างงานรายเดือน

AR(p) คือ Autoregressive Lag Length p

MA(q) คือ Moving Average Lag Length q

SAR(p) คือ Seasonal Autoregressive Lag Length p

SMA(q) คือ Seasonal Moving Average Lag Length q

4.1.3.2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (Estimation)

หลังจากเลือกรูปแบบของอนุกรมเวลาแล้ว จึงจะหาค่าประมาณของพารามิเตอร์ เพื่อนำไปใช้ในการพยากรณ์ต่อไป จากการประมาณค่าทั้ง 2 แบบจำลองจะพิจารณาจากค่า T-Statistic ในการทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติ ผลการทดสอบสามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

การประมาณค่าแบบจำลองที่ (4.1) และ (4.2) ได้ค่าสัมประสิทธิ์ของสมการและค่าสถิติที่สำคัญดังตาราง 4.2 และ ตาราง 4.3 ตามลำดับ

รูปแบบการเขียนสมการแบบจำลองจากโปรแกรมเขียนไว้ดังนี้

$$(1-\phi B)^n (1-\phi B)^L \mu_t = (1-\phi B)^n (1-\phi B)^L \varepsilon_t$$

โดยที่

μ_t คือ Autoregressive, AR

ε_t คือ Moving Average, MA

L คือ Lag Operator

แบบจำลอง SARIMA 1

รูปแบบที่ 1 $U = \text{SARIMA}(0,1,1)_{12}$

$$U = \mu_t$$

$$\text{โดยที่ } \mu_t = (1 - 0.528189 * B^{12}) \varepsilon_t ; \hat{Y}_t = 0.4718 Y_{t-12} \quad (4.1.1)$$

ตาราง 4.2 แบบจำลอง SARIMA 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	-0.528189	0.092616	-5.702971	0.0000
ค่าสถิติที่สำคัญ				
Adjusted R-squared	0.187368	Akaike info criterion	0.493800	
Durbin-Watson stat	1.896471	Schwarz criterion	0.522943	

หมายเหตุ 1. * นัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01

จากสมการแบบจำลอง SARIMA 1 ของข้อมูลอัตราการว่างงาน จะเห็นว่าค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร MA (1) แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01 โดยมีค่า Akaike info criterion (AIC) เท่ากับ 0.493800 ค่า Schwarz Criterion (SBC) เท่ากับ 0.522943 ค่า Durbin-Watson Statistic เท่ากับ 1.896471 และค่า Adjusted R-squared เท่ากับ 0.187368 ซึ่งหมายความว่าตัวแปรของแบบจำลองสามารถที่จะอธิบายตัวแปรตามได้ 18.7368 %

แบบจำลอง SARIMA 2

รูปแบบที่ 2 $U = \text{SARIMA}(1,1,0)_{12}$

$$U = \mu_t$$

$$\text{โดยที่ } \mu_t = (1 - 0.360251 * B^{12}) \mu_t ; \hat{Y}_t = 0.6397 Y_{t-12} \quad (4.1.2)$$

ตาราง 4.3 แบบจำลอง SARIMA 2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.360251	0.103593	-3.477563	0.0008
ค่าสถิติที่สำคัญ				
Adjusted R-squared	0.129813	Akaike info criterion	0.568853	
Durbin-Watson stat	2.120189	Schwarz criterion	0.598203	

หมายเหตุ 1. * นัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01

จากสมการแบบจำลอง SARIMA 2 ของข้อมูลอัตราการว่างงาน จะเห็นว่าค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร AR(1) แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01 โดยมีค่า Akaike info criterion (AIC) เท่ากับ 0.568853 ค่า Schwarz Criterion (SBC) เท่ากับ 0.598203 ค่า Durbin-Watson Statistic เท่ากับ 2.120189 และค่า Adjusted R-squared เท่ากับ 0.129813 ซึ่งหมายความว่าตัวแปรของแบบจำลองสามารถที่จะอธิบายอัตราการว่างงานได้ 12.9813 %

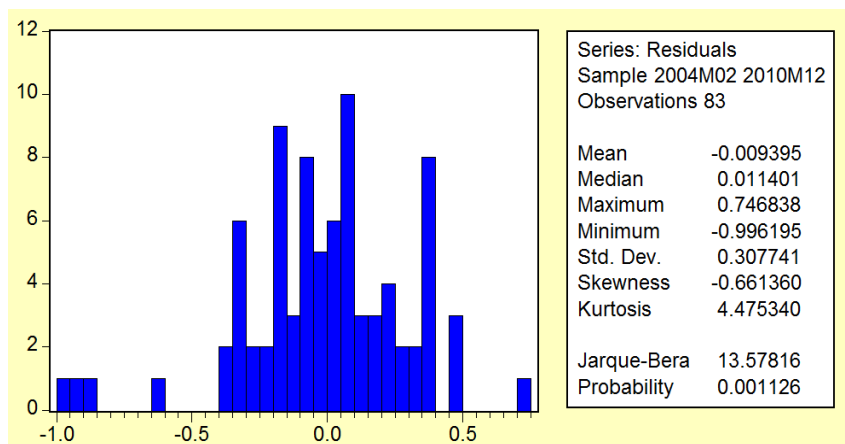
4.1.3.3 การตรวจสอบความถูกต้อง (Diagnostic Checking)

ในขั้นตอนการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองนั้น จะพิจารณาจากค่า Q-Statistic เพื่อตรวจสอบคุณสมบัติความเป็น White Noise ของค่าความคลาดเคลื่อนที่ประมาณการ (Estimated Residuals: ϵ_t) หรือเพื่อตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) ของข้อมูลว่า ภายหลังจากการสร้างแบบจำลองแล้วหากแบบจำลองนี้มีความเหมาะสมค่าความคลาดเคลื่อนที่ประมาณการนั้นจะต้องมีลักษณะเป็น White noise กล่าวคือ ข้อมูลอนุกรมเวลาภายหลังจากการใช้แบบจำลอง SARIMA ปรากฏจากสหสัมพันธ์ในตัวเอง จากการศึกษาพบว่า ค่า Q-Statistic ที่มีค่าความล่าช้าของช่วงเวลาที่ 12 และช่วงเวลาที่ 24 ของแบบจำลองที่ 1 (ตาราง 5) มีค่า Probability มากกว่าค่า P-Value ที่ระดับ α -Level 0.01 จึงไม่แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.01 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ประมาณการของแบบจำลองมีลักษณะเป็น White Noise แต่เมื่อพิจารณาการกระจายแบบปกติของความคลาดเคลื่อน (Normal Distribution) พบว่า แบบจำลองที่ 1 มีการกระจายตัวไม่เป็นแบบปกติ (ภาพประกอบ 4.7) โดยพิจารณาที่ค่า P-Value น้อยกว่า α -Level ที่ 0.01 จึงไม่มีความเหมาะสมที่จะนำไปพยากรณ์ จึงได้ทำการหาตัวแบบใหม่ตามแบบจำลองที่ 2 พบว่า มีค่า Probability มากกว่า ค่า P-Value ที่ระดับ α -Level 0.01 จึงไม่แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.01 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ประมาณการของแบบจำลองมีลักษณะเป็น White Noise หรือ ϵ_t มีการกระจายแบบปกติ ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับศูนย์ และค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ^2 I แสดงว่า ϵ_t ไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation) และไม่มีความแปรปรวนแตกต่าง (Hetercedsticity) (ภาพประกอบ 4.8) ซึ่งหมายความว่าแบบจำลองที่ 2 ได้ผ่านการตรวจสอบความถูกต้องแล้วว่ามีความเหมาะสมที่จะใช้ในการพยากรณ์ต่อไป

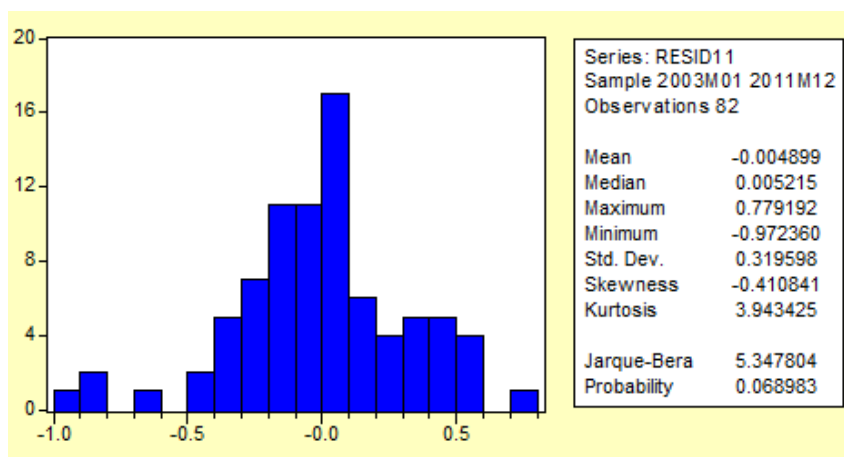
ตาราง 4.4 การเปรียบเทียบค่าสถิติที่สำคัญในการประเมินค่าพารามิเตอร์จากแบบจำลอง และตรวจสอบแบบจำลอง

แบบจำลอง	รูปแบบ ARIMA ที่มีฤดูกาล	ค่าสถิติ					
		Akaike info Criterion	Schwarz Criterion	Q-statistic (lag 12)	Probability (lag 12)	Q-statistic (lag 24)	Probability (lag 24)
รูปแบบที่ 1	SMA(1)	0.493800	0.522943	7.111	0.790	14.832	0.901
รูปแบบที่ 2	SAR(1)	0.568853	0.598203	7.796	0.632	17.235	0.798

หมายเหตุ 1. * นัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01



ภาพประกอบ 4.7 ลักษณะการแจกแจงปกติของความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองที่ 1



ภาพประกอบ 4.8 ลักษณะการแจกแจงปกติของความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองที่ 2

การตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง SARIMA 2 (1,1,0)₁₂

4.1.3.3.1 พิจารณากราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อน ดังภาพประกอบ 17 พบว่ามีค่า ACF และ PACF อยู่ในช่วงวิกฤติ (เส้นประ) ทุก lag ซึ่งหมายความว่าความคลาดเคลื่อนที่ lag ต่างๆ ไม่มีความสัมพันธ์กันจึงมีการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกัน หรือกล่าวได้ว่าความคลาดเคลื่อนที่เป็นแบบสุ่ม แสดงว่าตัวแบบที่กำหนดเหมาะสมแล้ว

4.1.3.3.2 พิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนที่ lag ใดๆ ว่ามีความสัมพันธ์กันหรือไม่ โดยการพิจารณา r_k ของค่าความคลาดเคลื่อนที่ lag ใดๆ มีค่าเป็น 0 หรือไม่ ด้วยการพิจารณาทดสอบสถิติของ Box และ Ljung โดยพิจารณาค่า P-Value ของค่า Chi-Square ปรากฏว่าค่า P-Value ที่ Lag ใดๆ มีค่ามากกว่า α -Level ที่ 0.01 ทุกค่า ดังนั้น แสดงว่าค่า r_k ที่ Lag ใดๆ มีค่าเท่ากับ 0 ซึ่งหมายความว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กันที่ Lag ใดๆ หรือกล่าวอีกนัยได้ว่าความคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กันที่ Lag ใดๆ ดังภาพประกอบ 4.9

Sample: 2003M01 2011M12
Included observations: 82

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.088	-0.088	0.6521	0.419
		2 -0.202	-0.211	4.1632	0.125
		3 -0.052	-0.097	4.3997	0.221
		4 0.047	-0.013	4.5981	0.331
		5 0.027	0.000	4.6629	0.458
		6 -0.073	-0.072	5.1524	0.524
		7 -0.035	-0.045	5.2620	0.628
		8 0.071	0.037	5.7348	0.677
		9 -0.146	-0.172	7.7564	0.559
		10 0.025	0.005	7.8151	0.647
		11 0.039	-0.014	7.9635	0.717
		12 -0.141	-0.177	9.9176	0.623
		13 -0.024	-0.065	9.9754	0.696
		14 -0.046	-0.130	10.186	0.748
		15 0.098	0.010	11.173	0.740
		16 0.013	-0.039	11.190	0.798
		17 -0.056	-0.039	11.526	0.828
		18 -0.039	-0.106	11.687	0.863
		19 0.067	0.002	12.179	0.878
		20 -0.023	-0.067	12.237	0.908
		21 0.066	0.009	12.723	0.918
		22 0.077	0.090	13.412	0.921
		23 0.094	0.107	14.454	0.913
		24 -0.153	-0.116	17.235	0.838

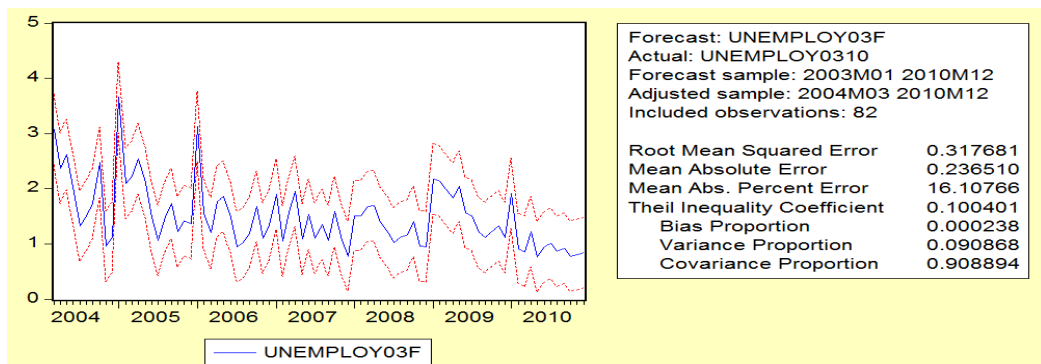
ภาพประกอบ 4.9 ACF และ PACF ของค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง SARIMA 2

4.1.3.3.3 พิจารณาค่าพารามิเตอร์ว่าเป็น 0 หรือไม่ โดยการพิจารณาค่า T-Test และค่า P-Value ของค่าพารามิเตอร์แต่ละตัว จะเห็นว่าค่า P-Value ของทุกพารามิเตอร์มีค่าต่ำกว่า α -Level ที่ 0.01 ทุกค่า ดังนั้น แสดงว่าค่าพารามิเตอร์มีค่าห่างจาก 0 อย่างมีนัยสำคัญ ดังภาคผนวก ก

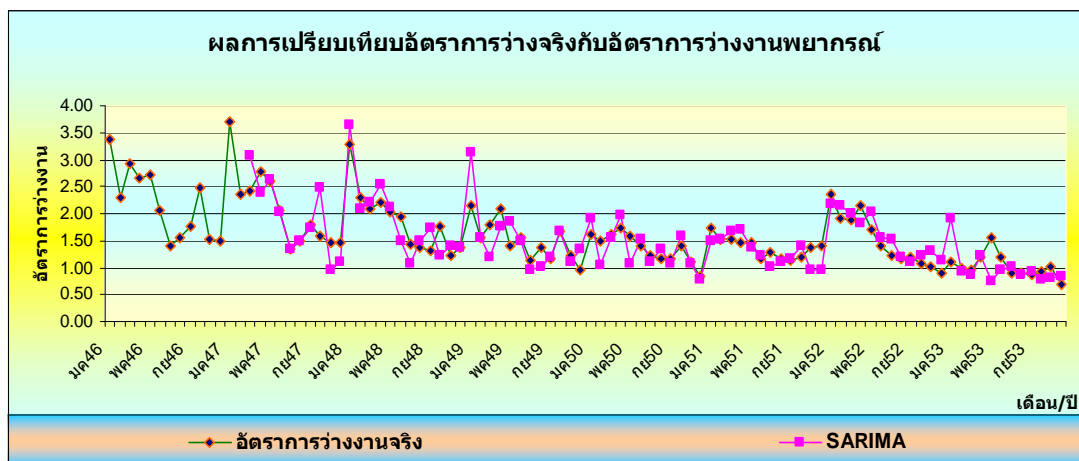
4.1.3.3.4 พิจารณาการแจกแจงของความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติหรือไม่ โดยพิจารณาค่า P-Value ของความคลาดเคลื่อน จะเห็นว่า P-Value ของความคลาดเคลื่อนมีค่าสูงกว่า α -Level ที่ 0.01 แสดงว่า ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าห่างจาก 0 อย่างมีนัยสำคัญ ดังภาพประกอบ 4.8

4.1.3.4 การพยากรณ์ (Forecasting)

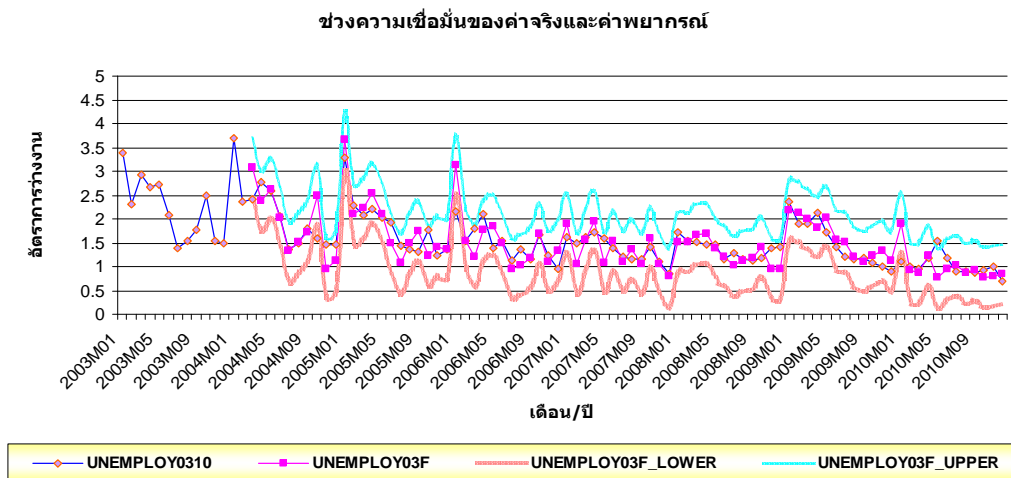
เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสมผ่านการตรวจสอบความถูกต้องของตัวแบบเรียบร้อยแล้ว จึงนำตัวแบบที่ได้มาทำการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย ซึ่งเป็นการนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบไปเปรียบเทียบกับค่าของข้อมูลจริงที่เกิดขึ้นไว้น้อยเพียงใด โดยพิจารณาจากค่า RMSE และ MAPE ที่มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากผลการพยากรณ์ตัวแบบ SARIMA (1,1,0)₁₂ ดังสมการ $\hat{Y}_t = 0.6397Y_{t-12}$ พบว่าค่าความคลาดเคลื่อน RMSE มีค่า 0.317681 และ MAPE มีค่า 16.10766 จากภาพประกอบ 4.10 เมื่อพิจารณาตามเกณฑ์ถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่ดี จากภาพประกอบ 20 และ 21 จะเห็นว่าผลการพยากรณ์กับค่าจริงอยู่ในเกณฑ์ที่ใกล้เคียงกัน จึงได้นำตัวแบบนี้ไปพยากรณ์เปรียบเทียบกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป



ภาพประกอบ 4.10 ค่าความคลาดเคลื่อนผลการพยากรณ์กับข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA (1,1,0)₁₂



ภาพประกอบ 4.11 การเปรียบเทียบระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA (1,1,0)₁₂



ภาพประกอบ 4.12 ช่วงความเชื่อมั่นระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าข้อมูลจริงของแบบจำลอง SARIMA $(1,1,0)_{12}$

4.2 ผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

4.2.1 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการว่างงานและข้อมูลด้านเศรษฐกิจ

ผลจากการศึกษาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (อัตราการว่างงาน) กับตัวแปรอิสระ (จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ จำนวนได้รับผู้บรรจุนาน ข้อมูลการใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ ดัชนีผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรม และดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม) โดยพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ตัวแปรอิสระที่มีต่อตัวแปรตาม โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ ซึ่งได้ค่าความสัมพันธ์ดังตาราง 4.5

ตาราง 4.5 สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ

ข้อมูลด้านเศรษฐกิจ	ความสัมพันธ์กับอัตราการว่างงาน (Correlation)
ดัชนีผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรม	-0.251
ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์	-0.443
จำนวนผู้ได้รับการบรรจุนาน	-0.495
ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย	-0.505
ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม	-0.563
จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล	0.595
การใช้กระแสไฟฟ้า	-0.619
ดัชนีชี้ภาวะเศรษฐกิจไทย	-0.619
ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน	-0.640
ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม	-0.679
จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ	-0.701
จำนวนกำลังแรงงานรวม	-0.762

ในการพิจารณาการนำเข้าข้อมูลของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยนิเวรอนอินพุตจำนวน 12 นิเวรอน โดยแต่ละนิเวรอนใช้สำหรับสัญญาณอินพุตต่างๆ สำหรับข้อมูลอินพุตที่จะใช้ในการเรียนรู้ จะเลือกข้อมูล 67 เดือนแรก ตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2546 ถึง เดือน กรกฎาคม พ.ศ. 2551 และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายประสาทจะเลือกข้อมูล 29 เดือนหลัง ตั้งแต่เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2551 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2553

ในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้พิจารณาทดสอบตัวแปรนำเข้าจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระเพื่อทดสอบการลดมิติของตัวแปรนำเข้า โดยจัดกลุ่มตัวแปรได้ดังนี้

กลุ่มที่ 1 ตัวแบบ ANN-1 ใช้ตัวแปรอิสระทั้งหมด 12 ตัวแปร มีค่าความสัมพันธ์ตั้งแต่ 0.20 – 0.70 ขึ้นไป

กลุ่มที่ 2 ตัวแบบ ANN-2 ใช้ตัวแปรอิสระทั้งหมด 2 ตัวแปร มีค่าความสัมพันธ์ระดับสูงตั้งแต่ 0.70 ขึ้นไป

กลุ่มที่ 3 ตัวแบบ ANN-3 ใช้ตัวแปรอิสระทั้งหมด 6 ตัวแปร มีค่าความสัมพันธ์ระดับกลาง-สูง ตั้งแต่ 0.60 – 0.70 ขึ้นไป

กลุ่มที่ 4 ตัวแบบ ANN-4 ใช้ตัวแปรอิสระทั้งหมด 6 ตัวแปร มีค่าความสัมพันธ์ระดับต่ำตั้งแต่ 0.20- 0.59

4.2.2 การจัดกระทำข้อมูลให้เหมาะสมกับการสอน และทดสอบ

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาสร้างแบบจำลองมีพิสัยที่ต่างกัน คือค่าข้อมูลไม่อยู่ในช่วง 0-1 ดังนั้นจึงต้องทำ การปรับค่าของข้อมูล (Normalize) ให้อยู่ในช่วงพิสัยที่เหมาะสม ซึ่งในงานวิจัยนี้ กำหนดให้พิสัย ของข้อมูลอยู่ในช่วงระหว่าง 0 และ 1 โดยอธิบายได้จากสมการ (3.5) ในบทที่ 3 ซึ่งผลการทดสอบใน (ภาคผนวก ข)

ตาราง 4.6 ค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรอิสระ พ.ศ. 2546-2553

ข้อมูลด้านเศรษฐกิจ	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด	ค่าเฉลี่ย	ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
จำนวนกำลังแรงงานรวม	33,641,160.00	39,499,710.00	36,831,336.88	1,388,906.06
จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล	4,550.00	741,540.00	202,379.27	171,758.47
จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ	6,938,421.00	8,955,744.00	8,295,009.00	564,924.39
จำนวนผู้ได้รับการบรรจุนาน	5,437.00	52,285.00	16,590.28	7,783.64
การใช้กระแสไฟฟ้า	8,340.61	14,036.96	11,113.50	1,232.04
ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์	32,085.00	84,521.00	53,040.31	9,826.26
ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม	119.21	214.87	166.77	23.82
ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย	361.32	1032.76	682.69	143.22
ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน	121.75	188.14	163.98	16.39
ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย	105.40	125.53	115.08	4.49
ดัชนีผลิตภาพแรงงานอุตสาหกรรม	116.22	162.63	135.62	7.83
ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม	100.56	123.72	113.65	4.97

4.2.3 ผลการทดสอบตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multi-Layer Perceptron (MLP)

จากการศึกษาการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบตัวแบบการพยากรณ์ โดยใช้โปรแกรม Weka 3.6 ซึ่งในขั้นตอนของการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ตามทฤษฎีกล่าวไว้ว่า ไม่มีกฎเกณฑ์ หรือ ทฤษฎีที่แน่นอน ในการกำหนดค่าตามทฤษฎีให้ดำเนินการสุ่มค่าไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้ค่าที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด ได้ดำเนินการโดยการสุ่มค่าในการทดสอบดังนี้ คือ

การหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อน

การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้เริ่มกำหนดค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ตั้งแต่ 1 ถึง 12 เนื่องจากจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจะมีค่าไม่เกินจำนวนตัวแปรอิสระในงานวิจัยนี้มีตัวแปรอิสระ 12 ตัว ได้ดำเนินการสุ่มปรับหาค่าดังกล่าวไปเรื่อยๆ จนได้ค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด ซึ่งพบว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมของข้อมูลชุดนี้ เท่ากับ 11

การหาค่าอัตราการเรียนรู้

การกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ โดยทั่วไปค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นจะสุ่มค่าระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 (หรือ ระหว่าง -1 ถึง 1 ตามความเหมาะสม) ซึ่งในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้กำหนดสุ่มค่าดังกล่าวไปเรื่อยๆ โดยค่าอัตราการเรียนรู้เริ่มสุ่มตั้งแต่ 0.001 ถึง 0.9 ซึ่งค่า 0.9 โปรแกรมไม่สามารถที่จะคำนวณค่าออกมาได้ จนได้ค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ความคลาดเคลื่อนต่ำสุดของข้อมูลชุดนี้เท่ากับ 0.025

การหาค่าโมเมนตัม

การกำหนดค่าโมเมนตัม ผู้วิจัยได้กำหนดสุ่มค่าดังกล่าวไปเรื่อยๆ โดยค่าอัตราการเรียนรู้เริ่มสุ่มตั้งแต่ 0 ถึง 1 ค่าโมเมนตัมจะแสดงถึงสัดส่วนของค่าถ่วงน้ำหนักครั้งก่อนที่นำมาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักครั้งปัจจุบัน ได้ดำเนินการเช่นเดียวกันโดยเริ่มสุ่มตั้งแต่ 0.1 – 0.9 พบว่าค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ข้อมูลชุดนี้มีความคลาดเคลื่อนต่ำสุด เท่ากับ 0.8

จำนวนรอบการฝึกสอน

การกำหนดจำนวนรอบ ผู้วิจัยได้กำหนดสุ่มค่าดังกล่าวไปเรื่อยๆ โดยเริ่มสุ่มปรับค่าตั้งแต่ 5,000 รอบ ถึง 50,000 รอบ พบว่าค่าที่เหมาะสมที่ทำให้ข้อมูลชุดนี้มีความคลาดเคลื่อนต่ำสุด เท่ากับ 50,000 รอบ

ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP

จากการดำเนินการสุ่มหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุดตามที่กำหนดไว้ในบทที่ 3 คือ 0.0005 หรือจำนวนรอบในการเรียนรู้ไม่เกิน 50,000 รอบ ได้ค่าพารามิเตอร์ในการหาตัวแบบที่เหมาะสม ดังนี้ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน 11 ค่าอัตราการเรียนรู้ 0.025 ค่าโมเมนตัม 0.8 จำนวนรอบในการเรียนรู้ 50,000 รอบ จากนั้นดำเนินการหาตัวแบบโดยนำค่าเหล่านี้ไปใช้ในการพยากรณ์หาตัวแบบด้วยวิธี MLP และแสดงผลการทดสอบตัวแบบในตาราง 4.8 สามารถสร้างตัวแบบที่เหมาะสมได้ 4 ตัวแบบ ดังนี้

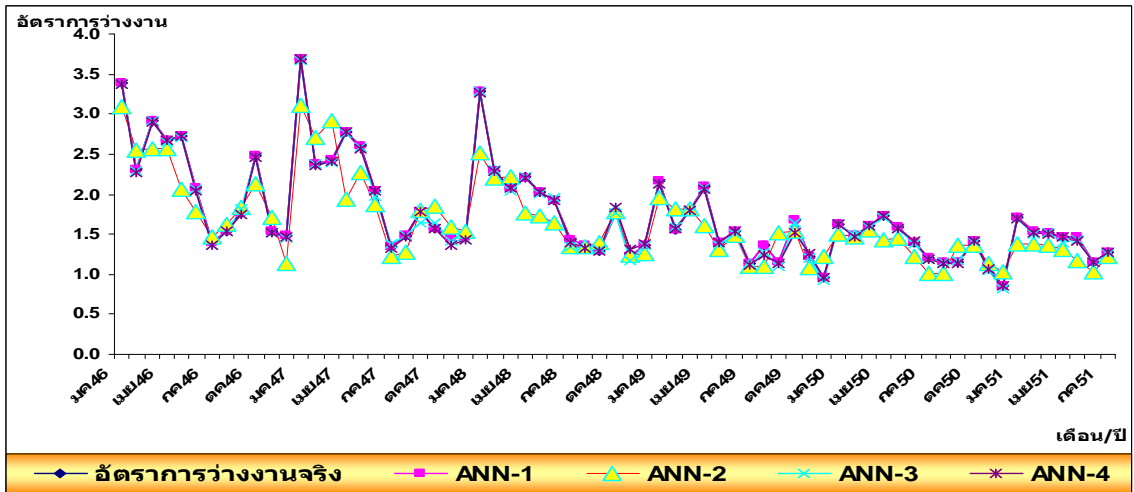
1. ตัวแบบที่ 1 (ANN-1) โครงข่ายพยากรณ์ใช้สถาปัตยกรรม คือ 12:11:1 ชั้นนำเข้า 12 โหนด ชั้นซ่อน 11 โหนด และชั้นแสดงผล 1 โหนด ในชั้นซ่อนใช้ฟังก์ชันการแปลงค่าเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function = f) ส่วนชั้นแสดงผลใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบผลรวมเชิงเส้น ข้อมูลนำเข้าที่ใช้ในการวิจัยเป็น จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ จำนวนผู้ได้รับการบรรจุนาน การใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีผลผลิตภาพแรงงาน ภาคอุตสาหกรรม ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์
2. ตัวแบบที่ 2 (ANN-2) โครงข่ายพยากรณ์ใช้สถาปัตยกรรม คือ 2:11:1 ชั้นนำเข้า 2 โหนด ชั้นซ่อน 11 โหนด และชั้นแสดงผล 1 โหนด ในชั้นซ่อนใช้ฟังก์ชันการแปลงค่าเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function = f) ส่วนชั้นแสดงผลใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบผลรวมเชิงเส้น ข้อมูลนำเข้าที่ใช้ในการวิจัยเป็น จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ
3. ตัวแบบที่ 3 (ANN-3) โครงข่ายพยากรณ์ใช้สถาปัตยกรรม คือ 6:11:1 ชั้นนำเข้า 6 โหนด ชั้นซ่อน 11 โหนด และชั้นแสดงผล 1 โหนด ในชั้นซ่อนใช้ฟังก์ชันการแปลงค่าเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function = f) ส่วนชั้นแสดงผลใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบผลรวมเชิงเส้น ข้อมูลนำเข้าที่ใช้ในการวิจัย จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ การใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม
4. ตัวแบบที่ 4 (ANN-4) โครงข่ายพยากรณ์ใช้สถาปัตยกรรม คือ 6:11:1 ชั้นนำเข้า 6 โหนด ชั้นซ่อน 11 โหนด และชั้นแสดงผล 1 โหนดในชั้นซ่อนใช้ฟังก์ชันการแปลงค่าเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function = f) ส่วนชั้นแสดงผลใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบผลรวมเชิงเส้น ข้อมูลนำเข้าที่ใช้ในการวิจัย จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล จำนวนผู้ได้รับการบรรจุนาน ดัชนีผลผลิตภาพแรงงาน

ภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์

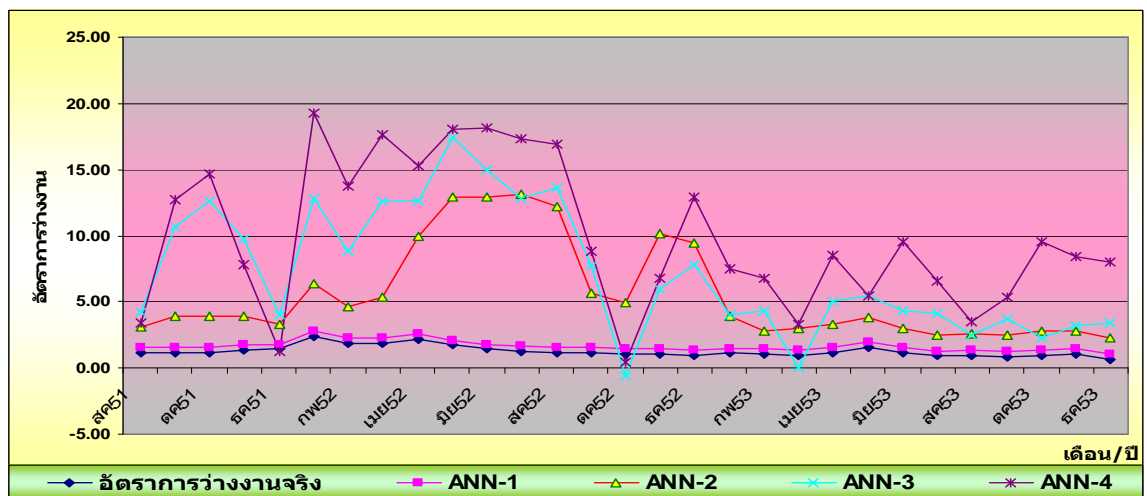
ตาราง 4.7 ผลการวัดประสิทธิภาพการฝึกสอนและการทดสอบแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

สถาปัตยกรรมโครงข่าย	ผลการฝึกสอน		ผลการทดสอบ	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
ตัวแบบที่ 1 (ANN-1) 12-11-1	0.0149	0.0005	65.3538	0.9428
ตัวแบบที่ 2 (ANN-2) 2-11-1	11.5253	0.2747	214.5998	4.3167
ตัวแบบที่ 3 (ANN-3) 6-11-1	1.6864	0.0356	174.8173	3.0505
ตัวแบบที่ 4 (ANN-4) 6-11-1	1.3823	0.0354	197.8916	2.7852

จากการทดสอบตัวแบบการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ภาพประกอบ 4.13, 4.14 และ ตาราง 4.7 พบว่าตัวแบบ ANN-1 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงสุด โดยพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนของการทดสอบ MAPE 65.3538 RMSE 0.9428 ซึ่งเป็นตัวแบบที่ใช้ตัวแปรอิสระในการพยากรณ์มากที่สุด คือใช้ข้อมูล จำนวนกำลังแรงงานรวม จำนวนกำลังแรงงานที่รอฤดูกาล จำนวนผู้ประกันตนภาคบังคับ จำนวนผู้ได้รับการบรรจุงาน การใช้กระแสไฟฟ้า ดัชนีผลิตภาพแรงงานภาคอุตสาหกรรม ดัชนีการลงทุนภาคเอกชน ดัชนีชี้นำภาวะเศรษฐกิจไทย ดัชนีผลผลิตภาคอุตสาหกรรม ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ดัชนีแรงงานในภาคอุตสาหกรรม ปริมาณการจำหน่ายรถยนต์ ซึ่งเป็นตัวแปรอิสระทั้งหมดที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ โดยจะเห็นได้ว่าเมื่อผู้วิจัยลดมิติของกลุ่มตัวแปรตามความสัมพันธ์ของตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ พบว่า ตัวแบบ ANN-2 มีค่าความสัมพันธ์ระดับสูง 0.70 ขึ้นไปผลการทดสอบค่าความคลาดเคลื่อน MAPE 214.5998 RMSE 4.3167 สูงกว่าตัวแบบ ANN-1 ตัวแบบ ANN-3 มีค่าความสัมพันธ์ระดับกลาง-สูง 0.60-0.70 ขึ้นไป ผลการทดสอบค่าความคลาดเคลื่อน MAPE 174.8173 RMSE 3.0505 ต่ำกว่าตัวแบบ ANN-2 ซึ่งจะเห็นได้ว่าเมื่อเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไปในตัวแบบให้มากกว่าตัวแบบ ANN-2 ถึงแม้ความสัมพันธ์ลดลงแต่ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่า ตัวแบบ ANN-4 มีค่าความสัมพันธ์ระดับต่ำ 0.20 – 0.59 ผลการทดสอบค่าความคลาดเคลื่อน MAPE 197.8916 RMSE 2.7852 สูงกว่าตัวแบบ ANN-3 แต่ต่ำกว่าตัวแบบ ANN-2 จากผลดังกล่าว สรุปได้ว่าการลดมิติของตัวแปรอิสระตามความสัมพันธ์ ต่ำ – สูง และปริมาณจำนวนตัวแปรนำเข้า มีผลต่อค่าความคลาดเคลื่อนของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และพบอีกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมยังมีตัวแปรอิสระมากความแม่นยำในการพยากรณ์ยิ่งสูงและต้องมีความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระสูงด้วยเช่นกัน



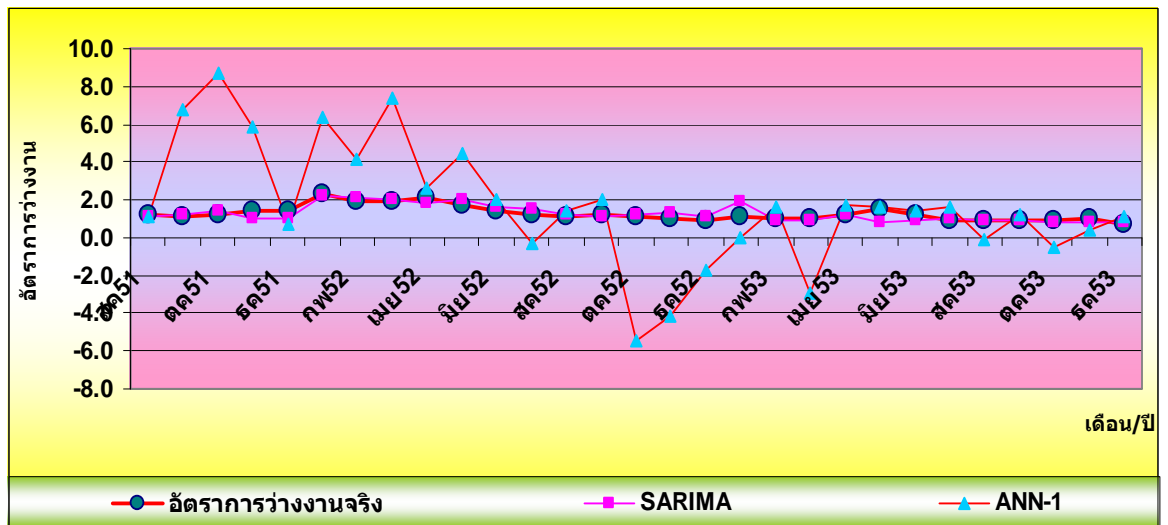
ภาพประกอบ 4.13 เปรียบเทียบผลการเรียนรู้ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 4 ตัวแบบ



ภาพประกอบ 4.14 เปรียบเทียบผลการทดสอบของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 4 ตัวแบบ

4.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

การศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยทำการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จากแบบจำลองทั้งสองวิธี โดยการวิเคราะห์ด้วยค่าสถิติ RMSE และ MAPE จากตาราง 4.8 และภาพประกอบ 4.15 เป็นการสรุปผลการทดสอบแบบจำลอง SARIMA และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พบว่า SARIMA (1,1,0)₁₂ มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ANN-1 ทั้งสองค่า จึงสรุปได้ว่าข้อมูลอัตราการใช้งานในประเทศไทยใช้วิธีการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA (1,1,0)₁₂ มีความถูกต้องมากที่สุด



ภาพประกอบ 4.15 ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทยจากตัวแบบ SARIMA $(1,1,0)_{12}$ ตัวแบบ ANN-1 และอัตราการว่างงานจริง

ตาราง 4.8 สรุปค่าสถิติ RMSE และ MAPE ของการเปรียบเทียบแบบจำลอง SARIMA และ ANN

ค่าสถิติ	ตัวแบบ	
	SARIMA	ANN-1
RMSE	0.3170	0.9428
MAPE	16.1070	65.3538

บทที่ 5

สรุป อภิปรายผล และ ข้อเสนอแนะ

จากการพัฒนาระบบการพยากรณ์ อัตราการว่างงานในประเทศไทย โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับอนุกรมเวลาที่มีการผันแปรตามฤดูกาลโดยใช้ตัวแบบ SARIMA ใช้ข้อมูลอัตราการว่างงานของประเทศไทย ตั้งแต่อดีตมาทำการทดลองหาแบบจำลองที่เหมาะสม โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป แล้วนำแบบจำลองที่ได้นั้นมาสร้างเป็นตัวแบบเพื่อทำการพยากรณ์จากการศึกษาสามารถสรุปผลการศึกษา อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ ได้ดังนี้

5.1 สรุปผล

5.2 อภิปรายผล

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

5.1.1 การศึกษาครั้งนี้เป็นการพยากรณ์อัตราการว่างงาน โดยวิธีอาร์มา ที่มีฤดูกาล ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาอัตราการว่างงานรายเดือน เริ่มตั้งแต่ เดือน มกราคม พ.ศ. 2546 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2553 รวมระยะเวลา 96 เดือน โดยเริ่มจากการทดสอบความนิ่งของอนุกรมเวลาอัตราการว่างงานพบว่าข้อมูลจะมีลักษณะนิ่ง ณ ระดับ At First Differences Level แล้วทำการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกเจนกินส์ ด้วยตัวแบบ SARIMA ไตแบบจำลองที่เหมาะสม คือ SARIMA (1,1,0)₁₂ สามารถเขียนสมการในการพยากรณ์อัตราการว่างงานได้ดังนี้

$$\mu_t = (1 - 0.360251 \cdot B^{12}) \mu_t \quad ; \quad \hat{Y}_t = 0.6397Y_{t-12}$$

โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 0.317618 และ MAPE เท่ากับ 16.10766 นั้น คือแบบจำลองสามารถพยากรณ์อัตราการว่างงานได้ในระดับดี

5.1.2 แบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ประยุกต์ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ คือ แบบโครงข่ายประสาทเทียมชนิดโครงข่ายแบบ Single Layer และการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ สำหรับการประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอัตราการว่างงาน โดยกำหนดข้อมูลเข้าเป็นค่าของตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 4 แบบจำลอง จากนั้นฝึกสอนให้โครงข่ายมีการเรียนรู้และจำค่าเป้าหมายจากข้อมูลของตัวแปรนำเข้า และตัวแปรออกหรือผลลัพธ์ของชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ในการทดสอบแบบจำลองจะทำการป้อนข้อมูลตัวแปรนำเข้าของข้อมูลชุดเรียนรู้เข้าไปในโครงข่ายเพื่อทดสอบความสามารถในการเรียนรู้แบบจำลอง จากผลการเรียนรู้ พบว่า แบบจำลองที่ ANN-1 ให้ ค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด คือ ค่า MAPE เท่ากับ 0.0149 และค่า RMSE เท่ากับ 0.0005 จากนั้นจึงทำการทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง โดยทำการป้อนข้อมูลตัวแปรนำเข้าของข้อมูลชุดทดสอบเข้าไปในโครงข่าย พบว่า ผลการทดสอบของแบบจำลองให้ค่า MAPE เท่ากับ 65.3538 และ ค่า RMSE เท่ากับ 0.9428

5.1.3 ผลการทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองทั้งสอง พบว่าแบบจำลองที่พยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทยได้แม่นยำที่สุด คือแบบจำลอง SARIMA (1,1,0)₁₂ มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ANN-1 โดยให้ค่า MAPE เท่ากับ 16.1076 และ ค่า RMSE เท่ากับ 0.3176 ซึ่งสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ANN-1 ให้ค่า MAPE เท่ากับ 65.3538 และ ค่า RMSE เท่ากับ 0.928 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง SARIMA (1,1,0)₁₂ สามารถนำไปใช้เป็นตัวแบบในการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทยต่อไป

5.2 อภิปรายผล

จากการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราการว่างงานของแบบจำลอง SARIMA มีความแม่นยำมากที่สุด เนื่องมาจากแบบจำลอง SARIMA นั้นเป็นแบบจำลองที่ใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลา โดยการนำเอาพจน์ความคลาดเคลื่อนมาใช้ในการอธิบายแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมที่ผ่านมา และสามารถพยากรณ์แนวโน้มในอนาคตได้ จึงทำให้แบบจำลอง SARIMA สามารถอธิบายแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงอัตราการว่างงานในอนาคตได้อย่างแม่นยำที่สุด เนื่องมาจากอัตราการว่างงานส่วนใหญ่เกิดจากความคลาดเคลื่อนที่เป็นผลเกี่ยวเนื่องจากปัจจัยภายนอกเป็นสำคัญ เช่น เหตุการณ์ไม่สงบในประเทศ ผลจากอัตราเงินเฟ้อ และราคาน้ำมันที่ลอยตัว เป็นต้น

ในส่วน of แบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมให้ความแม่นยำที่น้อยกว่าแบบจำลอง SARIMA เนื่องจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมต้องใช้ปัจจัยภายนอกในการพยากรณ์ ซึ่งแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองที่ใช้ได้ดีกับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นแบบแผน ซึ่งเมื่อนำมาใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นแบบแผนที่มีพจน์ของค่าคลาดเคลื่อนแบบสุ่มรวมอยู่ด้วยทำให้แบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์ที่ต่ำกว่าแบบจำลอง SARIMA

นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อจำกัดในการศึกษาหาจำนวน ข้อมูลนำเข้า และ Hidden Layer โดยในการวิจัยครั้งนี้ทำการพิจารณาจากค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามแล้วจึงหาจำนวน นิวรอลใน Hidden Layer โดยการสุ่มเลือกจำนวนนิวรอลหลายๆ ค่ามาคำนวณ โดยพิจารณาในช่วงที่มีค่า RMSE และ MAPE ต่ำที่สุดมาทดลองคำนวณโดยเปลี่ยนจำนวนนิวรอลใน Hidden Layer ที่มีค่าใกล้เคียงกัน เพื่อหาจำนวนนิวรอลที่เหมาะสมที่ให้ค่า RMSE และ MAPE ต่ำสุด มาพยากรณ์ ซึ่งวิธีการดังกล่าวยังไม่สามารถหาแบบจำลองที่ดีที่สุดได้เนื่องจากเป็นการหาจำนวนนิวรอลใน Hidden Layer ที่เหมาะสมที่จำนวนข้อมูลนำเข้าแต่ละค่า แต่อาจมี Hidden Layer ที่เหมาะสมที่ไม่ได้นำมาคำนวณ

อีกทั้งการเลือกแบบจำลองโดยพิจารณาค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด อาจไม่ได้แบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับใช้พยากรณ์ เนื่องจากการเกิดปัญหา Over Fitting การศึกษาครั้งนี้ได้เกิดปัญหาดังกล่าวซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ จิตติ ตันเสนีย์ (2549: 60) ที่ทำการศึกษเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คกับแบบจำลองอาร์มา และอีการ์ชเอ็ม เนื่องจากได้พบปัญหาดังกล่าว ซึ่งเป็นข้อบกพร่องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จึงทำให้ผลการทดสอบวิธีอาร์มา ที่มีฤดูกาล มีความแม่นยำมากกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม อภิญา หิรัญวงษ์ (2552: 6) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาพืชน้ำมันโดยวิธีของ บ็อกซ์-เจนกินส์ และโครงข่ายประสาทเทียมที่พบว่า บ็อกซ์-เจนกินส์ ให้ผลดีกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และสอดคล้องกับ Ion DOBRE

and Adriana (2009: 5) ได้ศึกษาแบบจำลองพยากรณ์อัตราการว่างงานของประเทศโรมาเนีย โดยใช้วิธี บอซ-เจนกินส์ ตัวแบบอาร์มา Zhou และ Yueshen (2008: 3) ได้พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ อัตราการว่างงาน ปี 2009 ของประเทศฮ่องกง โดยใช้ วิธีบอซ-เจนกินส์ ตัวแบบ ARMA ซึ่งในการ พัฒนาแบบจำลองใช้ข้อมูลอัตราการว่างงานที่ยังไม่ปรับฤดูกาล Takamitsu Kuita (2010: 128) ได้ พัฒนาตัวแบบการพยากรณ์อัตราการว่างงานของประเทศญี่ปุ่น โดยใช้วิธี บอซ-เจนกินส์ (ARFIMA) Radmila Stoklasova (2012: 836) ได้พัฒนาการสร้างแบบจำลองอัตราการว่างงานในประเทศ สาธารณรัฐเช็ก โดยวิธีบอซ-เจนกินส์ ตัวแบบอาร์มา และได้ตัวแบบเป็น SARIMA (1,1,0) (1,1,0)₁₂ พัทรี คุณะสารพันธ์ (2551: 65) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ในการวิเคราะห์ความถดถอย พหุคูณ โดยใช้วิธีตรีจีเรสชันและวิธีที่ใช้หลักการของ โครงข่ายประสาทเทียมในกรณีที่เกิดพหุสัมพันธ์ ระหว่างตัวแปรอิสระ พบว่า ความถูกต้องของการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN จะดีขึ้นเมื่อขนาดตัวอย่าง จำนวนตัวแปรอิสระ และระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระสูงขึ้น

สาเหตุที่เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลนำเข้า และจำนวนนิวรอลใน Hidden Layer มากขึ้นเรื่อยๆ แล้วทำให้ค่า RMSE มีค่าลดลงจนถึงจุดต่ำสุดแล้วก็ค่อยๆสูงขึ้นนั้น เกิดจากจำนวนข้อมูลนำเข้าและ จำนวนนิวรอลใน Hidden Layer ที่มาก ซึ่งแบบจำลองก็ต้องการจำนวนรอบ (Epoch) ในการเรียนรู้ ที่มากขึ้นด้วยแต่ในการศึกษาครั้งนี้ได้กำหนดจำนวนรอบไว้ที่ 50,000 รอบ จึงทำให้แบบจำลองหยุด เรียนรู้ก่อนที่ค่า RMSE จะลดต่ำกว่าเดิม เมื่อค่า RMSE อยู่ต่ำถึงระดับหนึ่ง ไม่ว่าจะเพิ่มจำนวนข้อมูล นำเข้าหรือจำนวน นิวรอลใน Hidden Layer ก็ไม่ทำให้ค่า RMSE ลดต่ำลง

นอกจากนี้การใช้จำนวนข้อมูลนำเข้า และจำนวนนิวรอลใน Hidden Layer มากเกินไปยัง ทำให้แบบจำลองที่สร้างขึ้นพยายามพยากรณ์ Noise (สิ่งรบกวน) ของข้อมูลในอดีต แต่เมื่อใช้ แบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตจึงทำให้แบบจำลองพยายามพยากรณ์ noise ในอนาคตด้วยความแม่นยำในการพยากรณ์จึงค่อนข้างต่ำ

5.3 ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะที่คาดว่าจะสามารถพัฒนางานวิจัยนี้ต่อไปได้อีก และเป็นประโยชน์สำหรับ นักวิจัยท่านอื่นที่สนใจในด้านนี้ต่อไป

5.3.1 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย

5.3.1.1 จากผลการวิจัยเรื่องการพยากรณ์อัตราการว่างงานในประเทศไทย ได้ผลการวิจัย เป็นแบบจำลองอาร์มา ที่มีฤดูกาล (SARIMA (1,1,0)₁₂) สมการพยากรณ์ $\hat{Y}_t = 0.6397Y_{t-12}$ เพื่อทำนายค่าอัตราการว่างงานในประเทศไทย ซึ่งสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการพยากรณ์อัตราการ ว่างงานได้ต่อไป

5.3.1.2 สามารถนำทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ได้ดี หากไม่พบข้อบกพร่องของโครงข่ายประสาทเทียมในขั้นตอนการเรียนรู้วิธีนี้จะสามารถให้ผลการ พยากรณ์ที่แม่นยำมากกว่าวิธีอื่นๆ การปรับค่าน้ำหนักตามแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าน้ำหนักเริ่มต้นที่ใช้คำนวณเป็นค่าน้ำหนักที่ได้จากการสุ่มขึ้นมาแล้วจึงนำมาคำนวณให้ Networks ได้เรียนรู้เพื่อปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสม ซึ่งจากการสุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้นดังกล่าวทำให้ผลการเรียนรู้แต่ ละครั้งในข้อมูลชุดเดิมจำนวนข้อมูลนำเข้าค่าหนึ่ง และจำนวนนิวรอล ใน Hidden Layer ค่าหนึ่งให้ค่า

RMSE และผลการพยากรณ์ไม่เท่ากัน บางครั้งให้ค่า RMSE มากบ้างน้อยบ้าง ทำให้ผลการพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนบางครั้งมากบางคั้งน้อย

5.3.1.3 ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์นี้เป็นข้อมูลตั้งแต่ เดือน มกราคม 2546 ถึง เดือน ธันวาคม 2553 ซึ่งข้อมูลที่ได้มานี้ยังไม่ได้ปรับปรุงล่าสุด เนื่องจากในการเก็บรวบรวมข้อมูลโดยเฉพาะจำนวนข้อมูลด้านเศรษฐกิจ ที่จะต้องใช้เวลาในการเก็บรวบรวมข้อมูล โดยใช้ระยะเวลาหนึ่ง ทำให้ค่าที่พยากรณ์มานี้ นำไปใช้ประโยชน์ได้ไม่ดีเท่าที่ควร

5.3.1.4 การนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองให้มีความสามารถในการพยากรณ์อัตราการว่างงาน มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราการว่างงานให้มีความแม่นยำนั้น ไม่มีกฎเกณฑ์ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ตายตัว และยังมีบางปัจจัยที่ยังศึกษาไม่ชัดเจน ดังนั้นจึงควรมีการศึกษาด้านนี้อย่างลึกซึ้ง

5.3.1.5 ข้อเสียของโครงข่ายประสาทเทียม คือ ใช้เวลาในการเรียนรู้มาก เช่น กำหนดให้มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมาก เพื่อให้ได้ค่า MAPE ต่ำๆ ทำให้ต้องใช้หน่วยความจำในการประมวลผลมากขึ้น จึงเป็นสาเหตุให้ใช้เวลาในการเรียนรู้มาก และในบางครั้งถ้ากำหนดให้มีจำนวนของรูปแบบข้อมูลในการเรียนรู้มากเกินไป แทนที่จะทำให้เพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่าย แต่อาจทำให้เกิดการจดจำแทน ซึ่งทำให้ผลการพยากรณ์ที่ได้มีความคลาดเคลื่อนมากขึ้น และปัญหาสำคัญอย่างหนึ่งของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม คือ การได้มาซึ่งโครงข่ายที่เหมาะสมนั้นอาจต้องใช้เวลามากในการค้นหา เพราะต้องทำการทดลองซ้ำๆ โดยปรับเปลี่ยนค่าต่างๆ ไปมา เช่น ค่าอัตราการเรียนรู้ ค่าโมเมนตัม จำนวนโหนดในชั้นอินพุท จำนวนโหนดในชั้นฮิดเดน เป็นต้น จนกว่าจะได้รูปแบบที่ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงที่สุด

5.3.2 ข้อเสนอแนะเพื่อการวิจัยครั้งต่อไป

5.3.2.1 สำหรับนักวิจัยที่ศึกษาด้านการพัฒนาสมการและแบบจำลองสำหรับทำนายค่าอัตราการว่างงานสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานด้านเศรษฐศาสตร์ได้ดี

5.3.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมควรใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate Function) และรูปแบบการเรียนรู้ให้มีความเหมาะสมในแต่ละชุดข้อมูล เช่น ค่าอัตราการว่างงานมีลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น จำเป็นต้องใช้ฟังก์ชันกระตุ้นที่ไม่เป็นเชิงเส้นและการ กำหนดอัตราการเรียนรู้ต่ำจะช่วยให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้ดี แต่ขณะเดียวกันก็จะใช้เวลาในการเรียนรู้มากขึ้นไปด้วยเช่นกัน

5.3.2.3 การศึกษาโดยการเลือกรูปแบบของ ARIMA ที่เหมาะสมนั้น แบบจำลองที่ได้ถูกเลือกเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดแล้วแต่อาจจะนำไปพยากรณ์ได้ไม่ดีเท่าที่ควร โดยแบบจำลองแบบอื่นที่ไม่ได้ถูกเลือกอาจจะเป็นแบบจำลองที่สามารถนำไปพยากรณ์ได้ดีกว่า เพราะการพยากรณ์นั้น ขึ้นอยู่กับการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมซึ่งไม่สามารถระบุรูปแบบที่แน่นอนได้ ดังนั้นควรมีการทดลองเลือกรูปแบบจำลองที่มากกว่า 1 แบบจำลองแล้วทำการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์จากแต่ละแบบจำลอง แล้วจึงทำการเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุด แต่อย่างไรก็ตามการศึกษานี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองของการพยากรณ์อัตราการว่างงาน จึงทำการเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดเพียงแบบจำลองเดียว

5.3.2.4 เนื่องจากการพยากรณ์ โดยใช้แบบจำลอง ARIMA นั้น ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ต้องมีลักษณะนิ่ง แต่ข้อมูลอัตราการว่างงานเป็นข้อมูลเชิงเศรษฐศาสตร์มักจะมีอิทธิพลของแนวโน้มและฤดูกาล ทำให้การพยากรณ์อาจได้ค่าที่ไม่แน่นอนและมีความแม่นยำในระยะสั้นเท่านั้น และเนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลามีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ดังนั้นในการพยากรณ์ครั้งต่อไป จึงต้องทำการปรับปรุงแบบจำลองเพื่อความเหมาะสมกับสถานการณ์ปัจจุบัน

5.3.2.5 จากข้อบกพร่องในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการศึกษาครั้งนี้ตามที่ได้กล่าวไปแล้ว พบว่าได้สร้างแบบจำลองโดยการใช้ข้อมูลนำเข้า และจำนวนนิวรอลในชั้น Hidden Layer มากเกินไป ดังนั้นในการศึกษาครั้งต่อไปจึงควรระมัดระวังในจุดนี้ ดังที่ได้กล่าวแล้วในหัวข้อที่ 5.2.2 ซึ่งการใช้จำนวนข้อมูลนำเข้า และจำนวนนิวรอลใน Hidden Layer ไม่มากก็อาจสามารถสร้างแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์ได้

เอกสารอ้างอิง

เอกสารอ้างอิง

- เกียรติศักดิ์ จันทร์แก้ว. (2554). การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมันโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามและโครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- เกรียงศักดิ์ สุธอม. (2552). การพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์และดัชนีตลาดหลักทรัพย์โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับวิธีอาร์มีมา. การค้นคว้าแบบอิสระปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- กรมการจัดหางาน. (2554). ระบบเตือนภัยด้านแรงงาน. [ออนไลน์]. ได้จาก: <http://www.dol.go.th> [สืบค้นเมื่อ วันที่ 15 สิงหาคม 2553].
- จุกา มนัสไพบุลย์. (2537). การวิเคราะห์ตลาดแรงงาน : แนวคิดเชิงทฤษฎี. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์คณะเศรษฐศาสตร์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- จิตติ ต้นเสนีย์. (2549). การเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คกับแบบจำลองอาร์มีมา และการชเอ็ม. การค้นคว้าแบบอิสระปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- จันทร์หา ช่วยนคร และ มณฑิธร รัตนศิริวงศ์วุฒิ. (2552). ระบบการพยากรณ์ราคายางพารา โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- เจลดดา ดาวเรือง. (2544). ผลกระทบของค่าใช้จ่ายและปริมาณเงินที่มีต่อการแก้ปัญหาการว่างงานซึ่งเกิดจากอุปสงค์มวลรวมมีไม่เพียงพอ. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ทัตดาว แนบเนียน. (2545). การเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ : กรณีศึกษา อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2541). เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ธนาคารแห่งประเทศไทย. (2554). เครื่องชี้วัดเศรษฐกิจที่สำคัญ. [ออนไลน์]. ได้จาก: <http://www.bot.or.th/Thai/Statistics/Indicators/Pages/index.aspx> [สืบค้นเมื่อ วันที่ 15 สิงหาคม 2553].
- นารีรัตน์ แสงนาค. (2541). การพยากรณ์อนุกรมเวลาสำหรับอัตราเงินเฟ้อโดยนิวรอลเน็ตเวิร์ค. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย.
- นิพนธ์ พัวพงศกร. (2538). เศรษฐศาสตร์แรงงานและแรงงานสัมพันธ์. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ: โรงพิมพ์มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมมาธิราช มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมมาธิราช.

- นพรัตน์ ศิริโชค, ศิริจันทร์ ทองประเสริฐ. (2550). เปรียบเทียบการพยากรณ์ความต้องการพลังงานของภาคอุตสาหกรรมในประเทศไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และ ARIMA. ใน: *การประชุมวิชาการช่วยงาน วิศวกรรมอุตสาหกรรม 24-26 ตุลาคม 2550, Engineering Today 5,55* หน้า 84-87.
- บุษรา ลิ้มพิพัฒนางกูร. (2549). *การพยากรณ์โอกาสสำเร็จการศึกษาของนักศึกษา โดยใช้จินติก อัลกอริทึมแบบหลาย วัตถุประสงค์ เปรียบเทียบกับวิธีทางระบบโครงข่ายประสาทเทียม : กรณีศึกษานักศึกษาภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ และสารสนเทศ. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.*
- พนิดา ยืนยงสวัสดิ์. (2547). *การพยากรณ์ปริมาณการใช้ยาโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.*
- พงษ์ศิริ ศิริพานิช. (2550). *การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสมARIMA และเครือข่ายประสาทเทียม. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาคณิตศาสตร์และเทคโนโลยีสารสนเทศมหาวิทยาลัยศิลปากร.*
- พยุ่ง มีสัจ. (2551). *ระบบพีชซีและโครงข่ายประสาทเทียม. กรุงเทพฯ: เอกสารประกอบการสอน: คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยี พระจอมเกล้าพระนครเหนือ.*
- พยุ่ง มีสัจและ สมิช บัตรเชิญ. (2549). *การพยากรณ์ ปริมาณการใช้ยาในโรงพยาบาล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศ, 2549, 20-21, มกราคม – มิถุนายน.*
- พัชรี คุณสารพันธ์. (2551). *การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ในการวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ โดยใช้วิธีรีดจ์รีเกรสชัน และวิธีใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมในกรณีที่เกิดพหุสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติศาสตร์มหาบัณฑิต จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.*
- เมตตา โกศินานท์. (2549). *ระบบการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม กรณีศึกษาการท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.*
- มุกดา แม้นมินทร์. (2549). *อนุกรมเวลาและการพยากรณ์. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ประกายพริก.*
- รวิกานต์ สานศิลป์พงศ์. (2539). *การศึกษาปัจจัยที่กำหนดการว่างงานโดยรวมของประเทศไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาเศรษฐศาสตร์ธุรกิจ คณะพัฒนาการเศรษฐกิจ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.*
- วราฤทธิ์ พานิชกิจโกศลกุล. (2549). *ตัวแบบพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศไทย : กรณีศึกษาเปรียบเทียบโดยวิธีของโฮลต์ วิธีของบ็อกซ์-เอนกินส์ และวิธีการพยากรณ์รวม. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, 4(25), 62-68, ตุลาคม – ธันวาคม.*
- ศิริขวัญ สุขศรี. (2549). *ปัจจัยทางเศรษฐกิจและสังคมที่มีผลต่อการว่างงานในภาคอุตสาหกรรมที่สำคัญ พ.ศ. 2541-2548. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.*

- ศุภเชษฐ์ กันนิม. (2547). *การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ยอดขายรถจักรยานยนต์ภายในประเทศไทย*. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ศรัลย์ ปานศรีพงษ์. (2550). *การพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์และแบบจำลองการถดถอยเชิงพหุ เพื่อทำนายความเข้มข้นของ PM10 ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและเทศบาลนครนครราชสีมา*. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- ศุภัทธา สุนทรากัย. (2539). *การพัฒนาเครื่องมือซอฟต์แวร์ในการจำลองการทำงานของนิวรอนเน็ตเวิร์คโดยใช้แบบจำลองแบ็กพรอพเกชัน*. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- สมศักดิ์ สัมคคีธรรม. (2538). *ปัญหาแรงงานในประเทศไทย*. พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ: Mild Publishing วิทยาลัยการบริหารรัฐกิจ.
- สุรยุทธ ประชญา. (2541). *การรู้จำอักษรไทยโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ*. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์. มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- สังจากาจ จอมโนนเขวา. (2552). *การพัฒนาแบบจำลองการเลือกรูปแบบการเดินทางและแบบจำลองระยะทางการเดินทาง ภายในเขตเทศบาลนครราชสีมา*. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- สุรางค์รัตน์ วคินารมณ และภาวนา พัฒนศรี. (2538). *บทบาทของรัฐในการจัดสวัสดิการให้แก่ข้าราชการ : ศึกษาการบริหารงานสวัสดิการของรัฐวิสาหกิจ และเอกชนเพื่อเป็นข้อมูลปรับปรุงบทบาทรัฐ*. รายงานการวิจัย. กรุงเทพฯ: สาขาวิชาพัฒนา แรงงานและสวัสดิการ คณะสังคมสงเคราะห์ศาสตร์มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- สุรางค์รัตน์ วคินารมณ และ กิตติยา รัตนากร. (2540). *รายงานการวิจัยเรื่องภาวะการมีงานทำและการว่างงาน*. กรุงเทพฯ: กรมการจัดหางาน กระทรวงแรงงานและสวัสดิการสังคม.
- สุมาลี ปิตยานนท์. (2535). *เศรษฐศาสตร์แรงงาน*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์.
- สุพล ดุรงค์วัฒนา. (2537). *การพยากรณ์ทางธุรกิจ*. กรุงเทพฯ: ภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- สุรักษ์ บุนนาค และวันรักษ์ มิ่งมณีนาคิน. (2520). *เศรษฐศาสตร์เบื้องต้น (จุลภาค)*. กรุงเทพฯ: ไทยวัฒนาพานิชย์.
- สำนักงานสถิติแห่งชาติ. (2544). *รายงานผลการสำรวจภาวะการทำงานของประชากรทั่วราชอาณาจักร*. กรุงเทพฯ: สำนักงานสถิติแห่งชาติ.
- สำนักงานสถิติแห่งชาติ. (2554). *การบริการข้อมูลสถิติ*. [ออนไลน์]. ได้จาก: <http://www.nso.go.th>. [สืบค้นเมื่อ วันที่ 25 สิงหาคม 2554].
- สำนักดัชนีเศรษฐกิจการค้า. (2554). *เครื่องชี้วัดภาวะเศรษฐกิจไทย*. [ออนไลน์]. ได้จาก: <http://www.price.moc.go.th/content1.aspx?cid=18> [สืบค้นเมื่อ วันที่ 25 สิงหาคม 2554].

- อภิญา หิรัญวงษ์. (2552). การพยากรณ์ราคาพืชน้ำมันโดยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์และโครงข่ายประสาทเทียม. ใน: การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 47 การประชุมทางวิชาการของ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 47. วันที่ 17-20 มีนาคม 2552. กรุงเทพฯ, หน้า 196-202.
- อัญชลี วานิชทวีวัฒน์. (2540). การจดจำอักขระภาษาไทยตัวพิมพ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ เซลล์พอร์แกนไนซิงแมปซ. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- Adeli, H. (1992). Computer-aided engineering in the 1990's. *The International Journal of Construction Information Technology*, 1(1), 1-10.
- Anderson, D., Hines, E. L., Arthur, S. J. and Eiap, E. L.,(1993) Application of Artificial Neural Networks to Prediction of Minor Axis Steel Connections, *The Third International Conference in the Application of Artificial Intelligence to Civil and Structural Engineering*, 17th- 19 th August, Edited by B. H. Topping & A. I. Khan. pp. 31-37. Edinburgh, UK.: Heriot-Watt University,
- Ali Reza Shakibai and Somayeh Koochekzadeh. (2009). Modeling and Predicting Agricultural Energy Consumption in Iran. *American-Eurasian. J. Agric. & Environ. Sci.*, 5(3), 308-312.
- Bhokha, S. (1998). *Application of artificial neural networks to cost and duration forecasting for buildings*. Ph.D Thesis. D.Eng Dissertation, Asian Institute of Technology, Bangkok.
- Dickey, D. & Fuller, W. (1981). Distribution to the Estimates for Autoregressive Time Series with Unit Root. *Journal of American Statistical Association*,(74), 427-731.
- Enders, W. (1995). *Applied econometric time series*. New York: Wiley.
- Elazouni A.M., Nosair I.A., Mohieldin Y.A. & Mohamed A.G. (1997). Estimating resource requirements at conceptual design stage using neural networks. *Journal of Computing in Civil Engineering ASCE*, 11(4), 217-223.
- Flood, I. & Kartam, N. (1994). *Neural network in civil engineering-II: Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Application*. USA: Prentice-Hall.
- Funahashi, K. (1989). On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks*, 2, 183-192.
- Gardner, M.W. & Dorling S.R. (1998). Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - a review of applications in atmospheric sciences. *Atmospheric Environment*, 32, 2627-2636.
- Gujarati, Damodar N. (1995). *Basic Econometrics*. 3rd ed. New-York: McGraw-Hill.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2, 359-366.

- Ion DOBRE & Adriana AnaMaria. (2008). Modeling Unemployment Rate Using Box-Jenkins Procedure. *Journal of Applied Quantitative Method. University of Economics, Bucharest, Romania*, 3(2), 156-166.
- Jiang, D., Y Zhang, X Hu, Y Zeng, J Tan, D Shao - Atmospheric Environment, (2004). Progress in developing an ANN model for air pollution index forecast. *Atmospheric Environment*, 38(2004), 7055–7064.
- Klimasuaskas, C.C. (1993). Applying neural networks. *Neural Networks in Finance and Investing*. Edited by RR Trippi, E. Turban. pp 47-72. Chicago: Using Artificial Intelligence to Improve Real World Performance, Probus.
- Karunasekera, H.N.D. (1992). *Neural network structure generation for the classification of remotely sensed data using simulated annealing*. M.Eng Thesis. Asian Institute of Technology. Australia: The University of Melbourne.
- Katharin Hooper Briar. (1990). Unemployment: A Social And Human Service Issue. *Journal of International and Comparative Social Welfare*, 10, 169-181.
- Kukkonen, J, Leena Partanen, Ari Karppinen, Juhani Ruuskanen, Heikki Junninen, Mikko Kolehmainen, Harri Niska, Stephen Dorling, Tim Chatterton, Rob Foxall, Gavin Cawley. (2003). Extensive evaluation of neural network models for the prediction of NO₂ and PM₁₀ concentrations, compared with a deterministic modeling system and measurements in central Helsinki. *Atmospheric Environment*, 37(32), 4539-4550, October.
- Khan, A.I., Topping, B.H.V. & Bahreininejad, A. (1993). *Parallel training of neural networks for finite element mesh generation*. *Neural Networks and Combinatorial Optimization in Civil and Structural Engineering*. Edited by B. H. V. Topping and A. I. Khan. pp 81-94. Scotland: Civil-Comp Press, Edinburgh.
- Lippmann, R.P. (1987). *An introduction to computing with neural nets*. IEEE ASSP Magazine. *Acoustics, Speech, and Signal Processing Society Magazine* 4(2), 36-54, April.
- Medsker, L., Turban, E. & Trippi, R.R. (1993). *Neural network fundamentals for financial analysis*. *Neural Networks in Finance and Investing*. Chicago: Probus Publishing Company, (3), 4-22.
- McKim, R., Adas, A. & Handa, V.K. (1996). Construction Firm Organizational Effectiveness: A Neural Network-based Prediction Methodology In Langford D.A., and Retik A., Editors. *The Organization and Management of Construction Shaping and Practice*, 3, 247-256.

- Mukta, Paliwal. & Kumar, Usha A. (2009). "Review Neural networks and statistical techniques: A review of applications. *Expert Systems with Applications*, 36, 2–17.
- Prybutok, V. R., Yi, J. & Mitchell, D. (2000). Comparison of neural network models with ARIMA and regression models for prediction of Houston's daily maximum ozone concentrations. *European Journal of Operational Research*, 12, 31-40.
- Rogers, J.L. & Lamarsh, W.J. (1992). Application of a neural network to simulate analysis in an optimization process. Artificial Intelligence in Design'92. *J. of Computing in Civ-il Engineering, Kluwer Academic Publishers, Boston*, 8(2), 739-754.
- Radmila Stoklasova. (2012). Model of the unemployment rate in the Czech Republic. Proceedings of 30th International Conference Mathematical Methods in Economics, The following chart shows the time course of registered unemployment rate from January 2004 to April 2012 Silesian University, Department of Mathematical Methods in Economy, University Square Karviná, *Czech Republic*, 32, 836-841
- Sunyoung Lee, Sunqzoon Cho & Patrick M. Wong. (1998). Rainfall Prediction Using Artificial Neural Networks. *J. Geographic Information and Decision Analysis*, 2(2), 233-242.
- Takamitsu KURITA. (1992). Computer A Forecasting Model for Japan's Unemployment Rate. *Eurasian Journal of Business and Economics*, 3(5),127-134.
- Wu, X. & Lim, S.Y. (1993). *Prediction of maximum scour depth at spur dikes with adaptive neural networks. Neural Networks and Combinatorial Optimization in Civil and Structural Engineering*. Edited by B. H. V. Topping and A. I. Khan. pp 61- 66. Scotland: Civil-Comp Press, Edinburgh,
- Wang, J.H. & J.Y. Leu. (1996). Stock Market Trend Prediction Using ARIMA –Based Neural Networks. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 3-6, 2160-2165, June.
- Yeh, Y. T., Cheng, S. N., Lee, C. Shin, C. C. & Chen, C. C. (1993). Judgment of earthquake location and magnitude of several catalogues in the Taiwan region, Technical Report of the Seismology Center, Central Weather Bureau, Ministry of Transportation and Communications, *Taiwan, R.O.C.*, 4-1, 1-23.
- Zhou, Yueshen, W., Horstick, E.J., Hirata, H., and Kuwada, J.Y. (2008). *Forecast for 2009 Hong Kong Unemployment Rate. Forecast Atmospheric Environment*, 237(12), 3842-3852.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก
รายละเอียดของแบบจำลอง SARIMA

1. การทดสอบ Unit Root Test โดยการทดสอบ Augmented Dickey – Fuller
 1.1 Level with intercept

Null Hypothesis: UNEMPLOY0310 has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 11 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.398454	0.9037
Test critical values:		
1% level	-3.510259	
5% level	-2.896346	
10% level	-2.585396	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(UNEMPLOY0310)
 Method: Least Squares
 Date: 10/14/12 Time: 17:59
 Sample (adjusted): 2004M01 2010M12
 Included observations: 84 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
UNEMPLOY0310(-1)	-0.037322	0.093667	-0.398454	0.6915
D(UNEMPLOY0310(-1))	-0.723468	0.123974	-5.835631	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-2))	-0.585193	0.138780	-4.216696	0.0001
D(UNEMPLOY0310(-3))	-0.294229	0.148058	-1.987250	0.0508
D(UNEMPLOY0310(-4))	-0.339865	0.137873	-2.465059	0.0161
D(UNEMPLOY0310(-5))	-0.483168	0.118592	-4.074200	0.0001
D(UNEMPLOY0310(-6))	-0.668211	0.096075	-6.955120	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-7))	-0.650369	0.101352	-6.416960	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-8))	-0.492259	0.116181	-4.237015	0.0001
D(UNEMPLOY0310(-9))	-0.370964	0.124357	-2.983062	0.0039
D(UNEMPLOY0310(-10))	-0.350308	0.111762	-3.134396	0.0025
D(UNEMPLOY0310(-11))	-0.484821	0.087526	-5.539188	0.0000
C	-0.028333	0.153032	-0.185141	0.8536
R-squared	0.702128	Mean dependent var	-0.009524	
Adjusted R-squared	0.651783	S.D. dependent var	0.481894	
S.E. of regression	0.284365	Akaike info criterion	0.464270	
Sum squared resid	5.741301	Schwarz criterion	0.840468	
Log likelihood	-6.499334	F-statistic	13.94644	
Durbin-Watson stat	1.339180	Prob(F-statistic)	0.000000	

1.2 Level with intercept and trend

Null Hypothesis: UNEMPLOY0310 has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 11 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.121683	0.9188
Test critical values:		
1% level	-4.071006	
5% level	-3.464198	
10% level	-3.158586	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(UNEMPLOY0310)
 Method: Least Squares
 Date: 10/14/12 Time: 18:01
 Sample (adjusted): 2004M01 2010M12
 Included observations: 84 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
UNEMPLOY0310(-1)	-0.237489	0.211725	-1.121683	0.2658
D(UNEMPLOY0310(-1))	-0.546100	0.208963	-2.613384	0.0110
D(UNEMPLOY0310(-2))	-0.424717	0.205942	-2.062309	0.0429
D(UNEMPLOY0310(-3))	-0.150326	0.201316	-0.746718	0.4577
D(UNEMPLOY0310(-4))	-0.210181	0.184712	-1.137883	0.2590
D(UNEMPLOY0310(-5))	-0.369079	0.160497	-2.299600	0.0245
D(UNEMPLOY0310(-6))	-0.570992	0.133132	-4.288919	0.0001
D(UNEMPLOY0310(-7))	-0.568861	0.127423	-4.464339	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-8))	-0.426224	0.131918	-3.230979	0.0019
D(UNEMPLOY0310(-9))	-0.318050	0.134018	-2.373188	0.0204
D(UNEMPLOY0310(-10))	-0.313376	0.117044	-2.677428	0.0092
D(UNEMPLOY0310(-11))	-0.463660	0.089732	-5.167160	0.0000
C	0.456622	0.484862	0.941758	0.3496
@TREND(2003M01)	-0.003073	0.002916	-1.053980	0.2955
R-squared	0.706781	Mean dependent var		-0.009524
Adjusted R-squared	0.652326	S.D. dependent var		0.481894
S.E. of regression	0.284143	Akaike info criterion		0.472334
Sum squared resid	5.651612	Schwarz criterion		0.877470
Log likelihood	-5.838043	F-statistic		12.97920
Durbin-Watson stat	1.333085	Prob(F-statistic)		0.000000

1.3 Level without intercept and trend

Null Hypothesis: UNEMPLOY0310 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 11 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.687912	0.0077
Test critical values: 1% level	-2.592782	
5% level	-1.944713	
10% level	-1.614233	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(UNEMPLOY0310)
 Method: Least Squares
 Date: 10/14/12 Time: 18:01
 Sample (adjusted): 2004M01 2010M12
 Included observations: 84 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
UNEMPLOY0310(-1)	-0.054250	0.020183	-2.687912	0.0089
D(UNEMPLOY0310(-1))	-0.708504	0.093370	-7.588151	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-2))	-0.571322	0.116034	-4.923741	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-3))	-0.280597	0.127587	-2.199253	0.0311
D(UNEMPLOY0310(-4))	-0.326884	0.117914	-2.772222	0.0071
D(UNEMPLOY0310(-5))	-0.471943	0.101236	-4.661802	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-6))	-0.659735	0.083897	-7.863601	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-7))	-0.644247	0.095162	-6.770022	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-8))	-0.487174	0.112128	-4.344805	0.0000
D(UNEMPLOY0310(-9))	-0.366256	0.120910	-3.029160	0.0034
D(UNEMPLOY0310(-10))	-0.346285	0.108892	-3.180073	0.0022
D(UNEMPLOY0310(-11))	-0.482591	0.086110	-5.604382	0.0000
R-squared	0.701984	Mean dependent var	-0.009524	
Adjusted R-squared	0.656454	S.D. dependent var	0.481894	
S.E. of regression	0.282451	Akaike info criterion	0.440943	
Sum squared resid	5.744072	Schwarz criterion	0.788203	
Log likelihood	-6.519606	Durbin-Watson stat	1.337303	

1.4 1st difference with intercept

Null Hypothesis: UNEM12 has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 10 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.341867	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.510259	
5% level	-2.896346	
10% level	-2.585396	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(UNEM12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/14/12 Time: 18:07
 Sample (adjusted): 2004M01 2010M12
 Included observations: 84 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
UNEM12(-1)	-6.632493	0.795085	-8.341867	0.0000
D(UNEM12(-1))	4.877446	0.751696	6.488588	0.0000
D(UNEM12(-2))	4.264477	0.673581	6.331057	0.0000
D(UNEM12(-3))	3.943716	0.570037	6.918351	0.0000
D(UNEM12(-4))	3.577962	0.480952	7.439337	0.0000
D(UNEM12(-5))	3.071649	0.422184	7.275613	0.0000
D(UNEM12(-6))	2.385620	0.390400	6.110705	0.0000
D(UNEM12(-7))	1.723375	0.344041	5.009217	0.0000
D(UNEM12(-8))	1.222626	0.273296	4.473630	0.0000
D(UNEM12(-9))	0.844720	0.177007	4.772233	0.0000
D(UNEM12(-10))	0.488219	0.086599	5.637713	0.0000
C	-0.087857	0.033004	-2.662005	0.0096
R-squared	0.889515	Mean dependent var	-0.003333	
Adjusted R-squared	0.872635	S.D. dependent var	0.792135	
S.E. of regression	0.282699	Akaike info criterion	0.442694	
Sum squared resid	5.754139	Schwarz criterion	0.789954	
Log likelihood	-6.593146	F-statistic	52.69740	
Durbin-Watson stat	1.342359	Prob(F-statistic)	0.000000	

1.5 1st difference with intercept and trend

Null Hypothesis: UNEM12 has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 10 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.276078	0.0000
Test critical values:		
1% level	-4.071006	
5% level	-3.464198	
10% level	-3.158586	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(UNEM12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/14/12 Time: 18:08
 Sample (adjusted): 2004M01 2010M12
 Included observations: 84 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
UNEM12(-1)	-6.629579	0.801053	-8.276078	0.0000
D(UNEM12(-1))	4.874895	0.757277	6.437398	0.0000
D(UNEM12(-2))	4.262448	0.678512	6.282055	0.0000
D(UNEM12(-3))	3.941760	0.574276	6.863881	0.0000
D(UNEM12(-4))	3.575590	0.484785	7.375626	0.0000
D(UNEM12(-5))	3.068821	0.425917	7.205204	0.0000
D(UNEM12(-6))	2.382867	0.393933	6.048921	0.0000
D(UNEM12(-7))	1.721431	0.346894	4.962412	0.0000
D(UNEM12(-8))	1.221612	0.275351	4.436556	0.0000
D(UNEM12(-9))	0.844418	0.178257	4.737088	0.0000
D(UNEM12(-10))	0.488086	0.087208	5.596798	0.0000
C	-0.080335	0.077152	-1.041254	0.3013
@TREND(2003M01)	-0.000140	0.001291	-0.108030	0.9143
R-squared	0.889533	Mean dependent var		-0.003333
Adjusted R-squared	0.870863	S.D. dependent var		0.792135
S.E. of regression	0.284659	Akaike info criterion		0.466339
Sum squared resid	5.753193	Schwarz criterion		0.842537
Log likelihood	-6.586243	F-statistic		47.64384
Durbin-Watson stat	1.342834	Prob(F-statistic)		0.000000

1.6 1st difference without intercept and trend

Null Hypothesis: UNEM12 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 10 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-7.600580	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.592782	
5% level	-1.944713	
10% level	-1.614233	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(UNEM12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/14/12 Time: 18:09
 Sample (adjusted): 2004M01 2010M12
 Included observations: 84 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
UNEM12(-1)	-5.887947	0.774671	-7.600580	0.0000
D(UNEM12(-1))	4.175135	0.732631	5.698822	0.0000
D(UNEM12(-2))	3.645962	0.658066	5.540419	0.0000
D(UNEM12(-3))	3.430467	0.558355	6.143879	0.0000
D(UNEM12(-4))	3.146316	0.471291	6.675954	0.0000
D(UNEM12(-5))	2.687902	0.413021	6.507911	0.0000
D(UNEM12(-6))	2.027822	0.381507	5.315298	0.0000
D(UNEM12(-7))	1.413990	0.337044	4.195268	0.0001
D(UNEM12(-8))	0.994548	0.270121	3.681868	0.0004
D(UNEM12(-9))	0.719359	0.177598	4.050483	0.0001
D(UNEM12(-10))	0.442848	0.088373	5.011093	0.0000
R-squared	0.878641	Mean dependent var	-0.003333	
Adjusted R-squared	0.862016	S.D. dependent var	0.792135	
S.E. of regression	0.294248	Akaike info criterion	0.512758	
Sum squared resid	6.320464	Schwarz criterion	0.831079	
Log likelihood	-10.53582	Durbin-Watson stat	1.323304	

2. การประมาณค่าพารามิเตอร์

2.1 แบบจำลองที่ 1 $Ls d((unemploy0310),1,12) ma(1)$

Dependent Variable: D((UNEMPLOY0310),1,12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/16/12 Time: 12:02
 Sample (adjusted): 2004M02 2010M12
 Included observations: 83 after adjustments
 Convergence achieved after 7 iterations
 Backcast: 2004M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	-0.528189	0.092616	-5.702971	0.0000
R-squared	0.187368	Mean dependent var		-0.006386
Adjusted R-squared	0.187368	S.D. dependent var		0.341541
S.E. of regression	0.307886	Akaike info criterion		0.493800
Sum squared resid	7.773086	Schwarz criterion		0.522943
Log likelihood	-19.49271	Durbin-Watson stat		1.896471
Inverted MA Roots	.53			

2.2 แบบจำลองที่ 2 $Ls d((unemploy0310),1,12) ar(1)$

Dependent Variable: D((UNEMPLOY0310),1,12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/15/12 Time: 14:53
 Sample (adjusted): 2004M03 2010M12
 Included observations: 82 after adjustments
 Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.360251	0.103593	-3.477563	0.0008
R-squared	0.129813	Mean dependent var		-0.003537
Adjusted R-squared	0.129813	S.D. dependent var		0.342649
S.E. of regression	0.319636	Akaike info criterion		0.568853
Sum squared resid	8.275546	Schwarz criterion		0.598203
Log likelihood	-22.32297	Durbin-Watson stat		2.120189
Inverted AR Roots	-.36			

3. คอเรลโลแกรม

3.1 คอเรลโลแกรมแบบ level intercept

Date: 10/14/12 Time: 17:59
 Sample: 2003M01 2010M12
 Included observations: 96

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.591	0.591	34.578	0.000
		2	0.481	0.203	57.782	0.000
		3	0.458	0.178	79.014	0.000
		4	0.321	-0.067	89.578	0.000
		5	0.183	-0.131	93.048	0.000
		6	0.055	-0.163	93.363	0.000
		7	0.133	0.201	95.230	0.000
		8	0.231	0.304	100.93	0.000
		9	0.319	0.332	111.96	0.000
		10	0.299	-0.032	121.73	0.000
		11	0.342	-0.128	134.67	0.000
		12	0.606	0.393	175.82	0.000
		13	0.334	-0.322	188.50	0.000
		14	0.237	-0.096	194.93	0.000
		15	0.250	0.040	202.19	0.000
		16	0.111	-0.143	203.64	0.000
		17	0.009	-0.067	203.65	0.000
		18	-0.092	-0.012	204.67	0.000
		19	-0.040	0.006	204.87	0.000
		20	0.018	-0.026	204.91	0.000
		21	0.125	0.133	206.86	0.000
		22	0.130	0.050	209.02	0.000
		23	0.154	-0.062	212.09	0.000
		24	0.362	0.010	229.22	0.000

3.2 คอเรลโลแกรมแบบ 1st difference

Date: 10/14/12 Time: 18:05
 Sample: 2003M01 2010M12
 Included observations: 95

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.337	-0.337	11.108	0.001
		2	-0.177	-0.327	14.214	0.001
		3	0.178	-0.015	17.374	0.001
		4	-0.004	0.016	17.375	0.002
		5	0.034	0.120	17.494	0.004
		6	-0.233	-0.220	23.112	0.001
		7	-0.026	-0.249	23.184	0.002
		8	-0.020	-0.340	23.225	0.003
		9	0.092	-0.061	24.131	0.004
		10	-0.018	0.032	24.168	0.007
		11	-0.311	-0.345	34.776	0.000
		12	0.590	0.377	73.391	0.000
		13	-0.147	0.039	75.826	0.000
		14	-0.163	0.003	78.839	0.000
		15	0.193	0.011	83.145	0.000
		16	-0.043	-0.033	83.360	0.000
		17	0.041	-0.024	83.557	0.000
		18	-0.159	-0.033	86.594	0.000
		19	-0.007	0.017	86.600	0.000
		20	-0.076	-0.147	87.302	0.000
		21	0.151	0.169	90.142	0.000
		22	-0.018	-0.016	90.185	0.000
		23	-0.244	0.091	97.824	0.000
		24	0.364	0.002	115.06	0.000

3.3 คอเรลโลแกรมการตรวจสอบตัวแบบ

แบบจำลองที่ 1

Correlogram of RESID01

Included observations: 83

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.049	0.049	0.2107	
		2 -0.025	-0.028	0.2664	0.606
		3 -0.043	-0.041	0.4320	0.806
		4 0.025	0.028	0.4862	0.922
		5 -0.001	-0.006	0.4863	0.975
		6 -0.072	-0.072	0.9564	0.966
		7 -0.076	-0.067	1.4925	0.960
		8 0.035	0.038	1.6081	0.978
		9 -0.166	-0.182	4.2510	0.834
		10 -0.030	-0.014	4.3359	0.888
		11 -0.017	-0.019	4.3653	0.929
		12 -0.166	-0.200	7.1112	0.790
		13 -0.043	-0.035	7.3010	0.837
		14 -0.067	-0.084	7.7575	0.859
		15 0.078	0.038	8.3879	0.868
		16 -0.005	-0.052	8.3907	0.907
		17 -0.038	-0.039	8.5417	0.931
		18 -0.032	-0.091	8.6555	0.950
		19 0.085	0.038	9.4544	0.948
		20 0.002	-0.027	9.4547	0.965
		21 0.109	0.045	10.802	0.951
		22 0.075	0.072	11.456	0.953
		23 0.095	0.046	12.527	0.946
		24 -0.139	-0.172	14.832	0.901

แบบจำลองที่ 2

Sample: 2004M03 2010M12

Included observations: 82

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.088	-0.088	0.6521	
		2 -0.202	-0.211	4.1632	0.041
		3 -0.052	-0.097	4.3997	0.111
		4 0.047	-0.013	4.5981	0.204
		5 0.027	0.000	4.6629	0.324
		6 -0.073	-0.072	5.1524	0.398
		7 -0.035	-0.045	5.2620	0.511
		8 0.071	0.037	5.7348	0.571
		9 -0.146	-0.172	7.7564	0.458
		10 0.025	0.005	7.8151	0.553
		11 0.039	-0.014	7.9635	0.632
		12 -0.141	-0.177	9.9176	0.538
		13 -0.024	-0.065	9.9754	0.618
		14 -0.046	-0.130	10.186	0.679
		15 0.098	0.010	11.173	0.672
		16 0.013	-0.039	11.190	0.739
		17 -0.056	-0.039	11.526	0.776
		18 -0.039	-0.106	11.687	0.819
		19 0.067	0.002	12.179	0.838
		20 -0.023	-0.067	12.237	0.875
		21 0.066	0.009	12.723	0.889
		22 0.077	0.090	13.412	0.894
		23 0.094	0.107	14.454	0.885
		24 -0.153	-0.116	17.235	0.798

4. การตรวจสอบ Unit Root Test ความคลาดเคลื่อนทดสอบความแปรปรวนของตัวแบบ

4.1 แบบจำลอง ที่ 1

4.1.1. Level with intercept

Null Hypothesis: RESID12 has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.515549	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.512290	
5% level	-2.897223	
10% level	-2.585861	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(RESID12)

Method: Least Squares

Date: 10/16/12 Time: 12:27

Sample (adjusted): 2004M03 2010M12

Included observations: 82 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID12(-1)	-0.950479	0.111617	-8.515549	0.0000
C	-0.007534	0.034345	-0.219358	0.8269
R-squared	0.475460	Mean dependent var		0.000403
Adjusted R-squared	0.468903	S.D. dependent var		0.426606
S.E. of regression	0.310895	Akaike info criterion		0.525366
Sum squared resid	7.732465	Schwarz criterion		0.584066
Log likelihood	-19.54001	F-statistic		72.51458
Durbin-Watson stat	1.965017	Prob(F-statistic)		0.000000

4.1.2 Level with intercept and trend

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(RESID12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/16/12 Time: 12:28
 Sample (adjusted): 2004M03 2010M12
 Included observations: 82 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID12(-1)	-0.952946	0.112417	-8.476854	0.0000
C	-0.037235	0.086836	-0.428800	0.6692
@TREND(2003M01)	0.000545	0.001461	0.372782	0.7103
R-squared	0.476381	Mean dependent var		0.000403
Adjusted R-squared	0.463125	S.D. dependent var		0.426606
S.E. of regression	0.312582	Akaike info criterion		0.547999
Sum squared resid	7.718887	Schwarz criterion		0.636049
Log likelihood	-19.46795	F-statistic		35.93654
Durbin-Watson stat	1.963582	Prob(F-statistic)		0.000000

Null Hypothesis: RESID12 has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.476854	0.0000
Test critical values: 1% level	-4.073859	
5% level	-3.465548	
10% level	-3.159372	

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

4.1.3 Level without intercept and trend

Null Hypothesis: RESID12 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.563196	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.593468	
5% level	-1.944811	
10% level	-1.614175	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(RESID12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/16/12 Time: 12:29
 Sample (adjusted): 2004M03 2010M12
 Included observations: 82 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID12(-1)	-0.949814	0.110918	-8.563196	0.0000
R-squared	0.475144	Mean dependent var		0.000403
Adjusted R-squared	0.475144	S.D. dependent var		0.426606
S.E. of regression	0.309063	Akaike info criterion		0.501577
Sum squared resid	7.737116	Schwarz criterion		0.530927
Log likelihood	-19.56466	Durbin-Watson stat		1.965135

4.2 แบบจำลอง ที่ 2

4.2.1 Level with intercept

Null Hypothesis: RESID11 has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.956653	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.513344	
5% level	-2.897678	
10% level	-2.586103	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(RESID11)
 Method: Least Squares
 Date: 10/15/12 Time: 15:12
 Sample (adjusted): 2004M04 2010M12
 Included observations: 81 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID11(-1)	-1.088006	0.109274	-9.956653	0.0000
C	0.002889	0.034870	0.082861	0.9342
R-squared	0.556516	Mean dependent var		0.006056
Adjusted R-squared	0.550902	S.D. dependent var		0.468278
S.E. of regression	0.313815	Akaike info criterion		0.544358
Sum squared resid	7.779929	Schwarz criterion		0.603480
Log likelihood	-20.04649	F-statistic		99.13494
Durbin-Watson stat	1.962704	Prob(F-statistic)		0.000000

4.2.2 Level with intercept and trend

Null Hypothesis: RESID11 has a unit root

Exogenous: Constant, Linear Trend

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.881942	0.0000
Test critical values: 1% level	-4.075340	
5% level	-3.466248	
10% level	-3.159780	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(RESID11)

Method: Least Squares

Date: 10/15/12 Time: 15:13

Sample (adjusted): 2004M04 2010M12

Included observations: 81 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID11(-1)	-1.087548	0.110054	-9.881942	0.0000
C	0.011429	0.089764	0.127325	0.8990
@TREND(2003M01)	-0.000155	0.001502	-0.103361	0.9179
R-squared	0.556577	Mean dependent var		0.006056
Adjusted R-squared	0.545207	S.D. dependent var		0.468278
S.E. of regression	0.315799	Akaike info criterion		0.568912
Sum squared resid	7.778863	Schwarz criterion		0.657596
Log likelihood	-20.04094	F-statistic		48.95208
Durbin-Watson stat	1.963633	Prob(F-statistic)		0.000000

4.2.3 Level without intercept and trend

Null Hypothesis: RESID11 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.02021	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.593824	
5% level	-1.944862	
10% level	-1.614145	

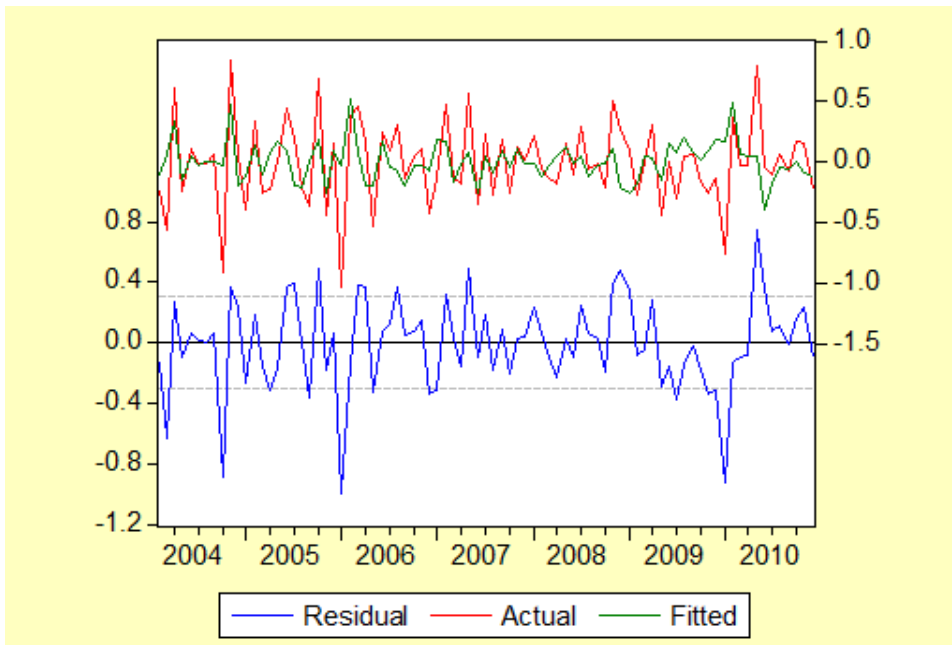
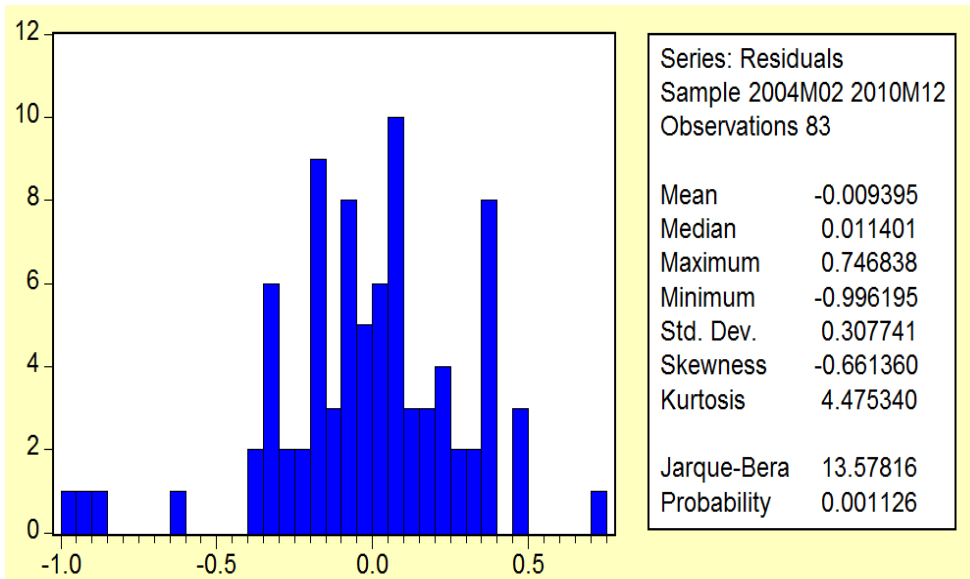
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(RESID11)
 Method: Least Squares
 Date: 10/15/12 Time: 15:14
 Sample (adjusted): 2004M04 2010M12
 Included observations: 81 after adjustments

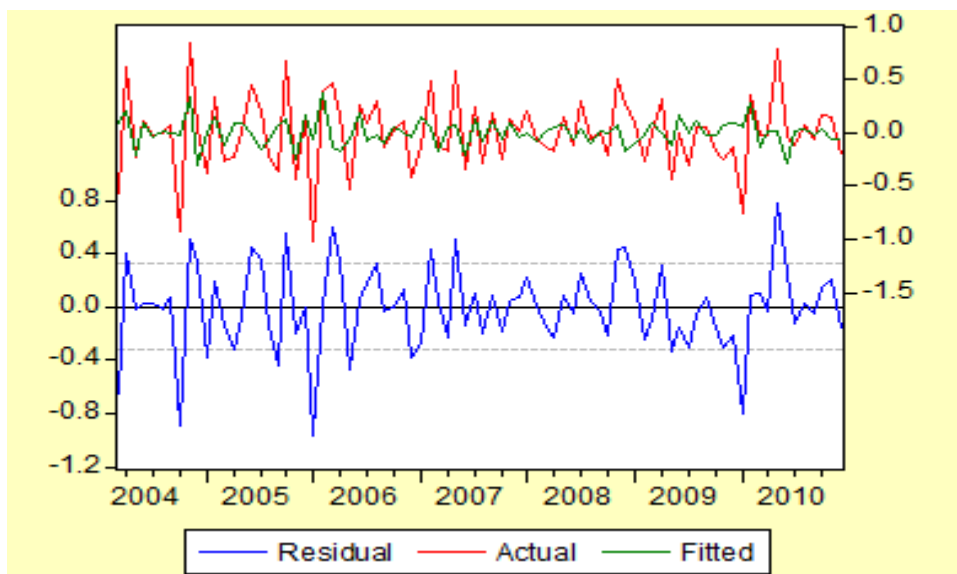
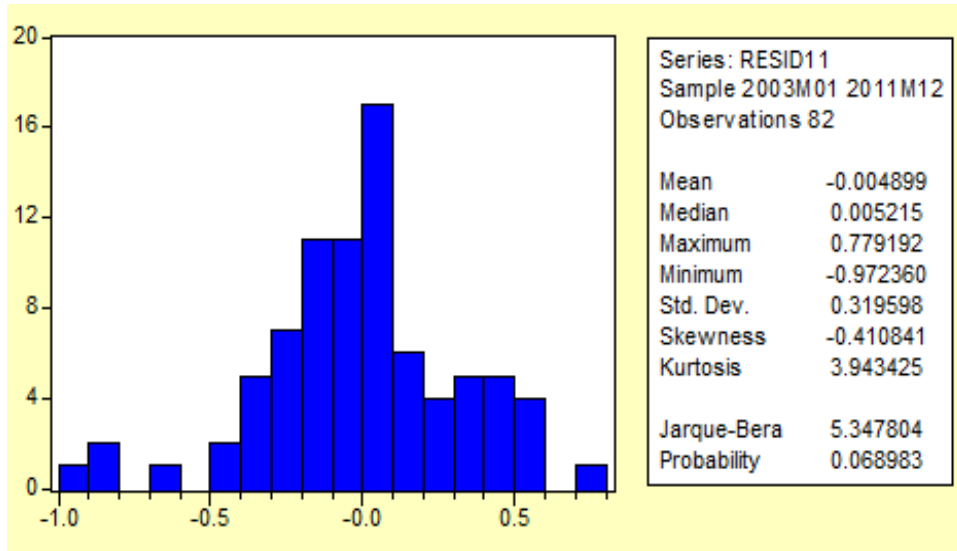
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RESID11(-1)	-1.088089	0.108589	-10.02021	0.0000
R-squared	0.556477	Mean dependent var		0.006056
Adjusted R-squared	0.556477	S.D. dependent var		0.468278
S.E. of regression	0.311861	Akaike info criterion		0.519753
Sum squared resid	7.780605	Schwarz criterion		0.549314
Log likelihood	-20.05001	Durbin-Watson stat		1.962412

5. การตรวจสอบการแจกแจงปกติ ของตัวแบบ

5.1 แบบจำลอง ที่ 1



5.2 แบบจำลอง ที่ 2



6. ตัวแบบอื่นๆ ที่ตรวจสอบแล้วไม่เหมาะสมเนื่องจากตรวจสอบการแจกแจงปกติ และพิจารณา
ค่า Q-stat แล้วไม่ผ่าน (ค่า P-Value น้อยกว่า ระดับ α -Level ที่ 0.01)

6.1 Ls d((unemploy0310),1,12) ar(1) ma(2)

Dependent Variable: D((UNEMPLOY0310),1,12)
Method: Least Squares
Date: 10/16/12 Time: 13:26
Sample (adjusted): 2004M03 2010M12
Included observations: 82 after adjustments
Convergence achieved after 7 iterations
Backcast: 2004M01 2004M02

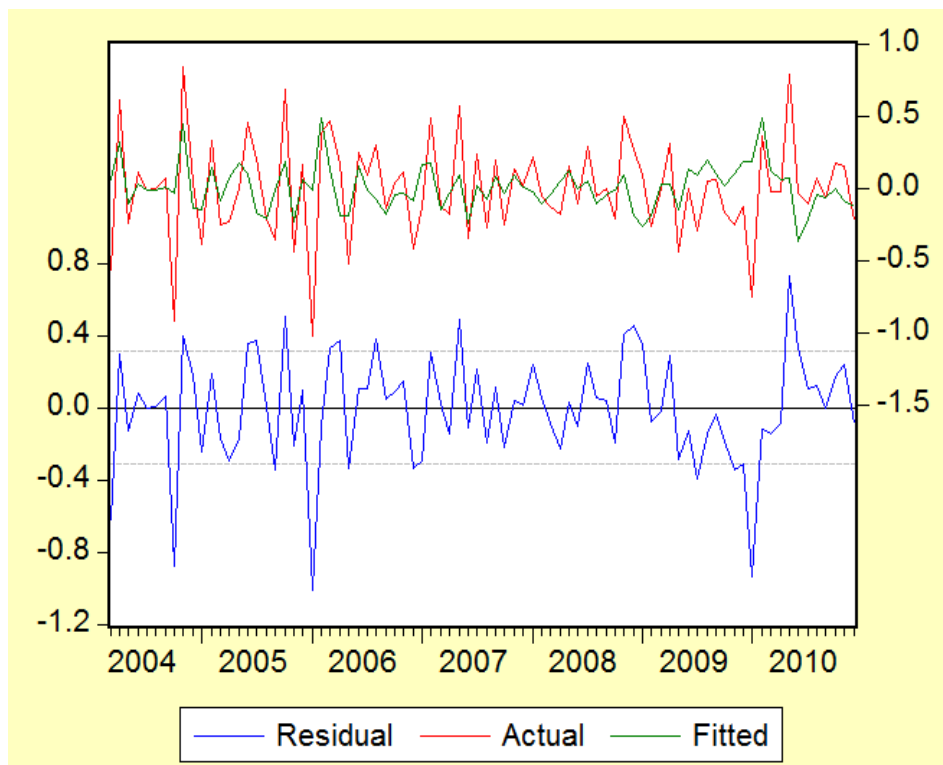
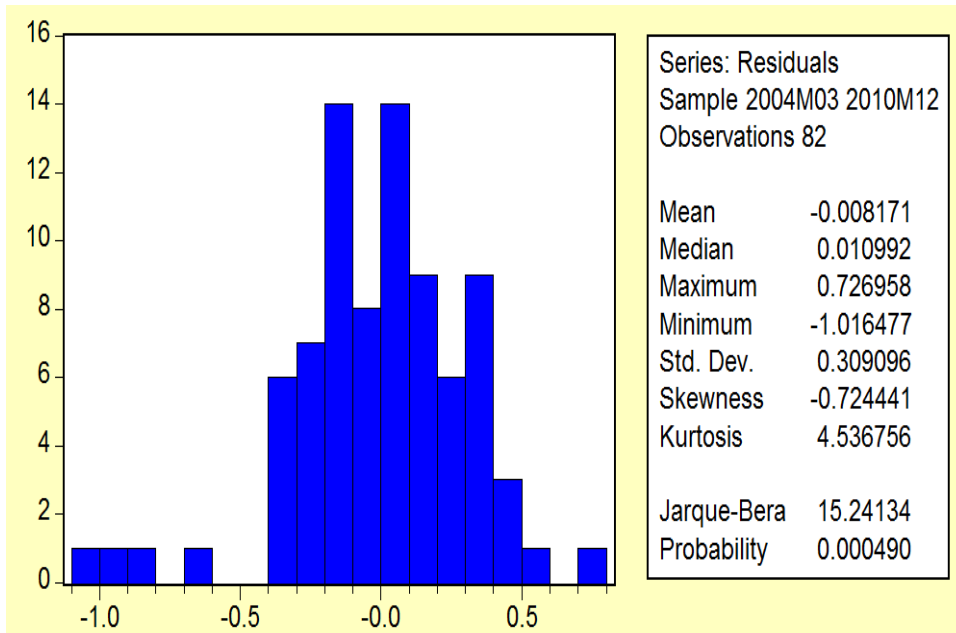
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.503305	0.107719	-4.672394	0.0000
MA(2)	-0.320770	0.117244	-2.735907	0.0077
R-squared	0.185682	Mean dependent var		-0.003537
Adjusted R-squared	0.175503	S.D. dependent var		0.342649
S.E. of regression	0.311131	Akaike info criterion		0.526885
Sum squared resid	7.744221	Schwarz criterion		0.585586
Log likelihood	-19.60230	Durbin-Watson stat		1.924537
Inverted AR Roots	-.50			
Inverted MA Roots	.57	-.57		

6.1.1 ตรวจสอบค่า Q-stat

Sample: 2004M03 2010M12
Included observations: 82
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.012	0.012	0.0127	
		2	0.034	0.034	0.1130	
		3	-0.053	-0.054	0.3588	0.549
		4	0.040	0.041	0.5011	0.778
		5	-0.012	-0.009	0.5133	0.916
		6	-0.062	-0.068	0.8637	0.930
		7	-0.087	-0.080	1.5510	0.907
		8	0.021	0.026	1.5931	0.953
		9	-0.165	-0.169	4.1688	0.760
		10	-0.031	-0.033	4.2592	0.833
		11	-0.027	-0.009	4.3294	0.888
		12	-0.166	-0.201	7.0379	0.722
		13	-0.040	-0.041	7.1958	0.783
		14	-0.081	-0.087	7.8660	0.796
		15	0.077	0.032	8.4761	0.811
		16	-0.009	-0.039	8.4847	0.863
		17	-0.020	-0.041	8.5272	0.901
		18	-0.037	-0.090	8.6715	0.926
		19	0.088	0.033	9.5128	0.923
		20	0.003	-0.021	9.5137	0.947
		21	0.112	0.037	10.932	0.926
		22	0.062	0.065	11.379	0.936
		23	0.084	0.029	12.209	0.934
		24	-0.138	-0.174	14.462	0.884

6.1.2 ตรวจสอบการแจกแจงปกติ



Sample: 2003M01 2011M12
Included observations: 82

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.012	0.012	0.0127	0.910
		2	0.034	0.034	0.1130	0.945
		3	-0.053	-0.054	0.3588	0.949
		4	0.040	0.041	0.5011	0.973
		5	-0.012	-0.009	0.5133	0.992
		6	-0.062	-0.068	0.8637	0.990
		7	-0.087	-0.080	1.5510	0.980
		8	0.021	0.026	1.5931	0.991
		9	-0.165	-0.169	4.1688	0.900
		10	-0.031	-0.033	4.2592	0.935
		11	-0.027	-0.009	4.3294	0.959
		12	-0.166	-0.201	7.0379	0.855
		13	-0.040	-0.041	7.1958	0.892
		14	-0.081	-0.087	7.8660	0.896
		15	0.077	0.032	8.4761	0.903
		16	-0.009	-0.039	8.4847	0.933
		17	-0.020	-0.041	8.5272	0.954
		18	-0.037	-0.090	8.6715	0.967
		19	0.088	0.033	9.5128	0.964
		20	0.003	-0.021	9.5137	0.976
		21	0.112	0.037	10.932	0.964
		22	0.062	0.065	11.379	0.969
		23	0.084	0.029	12.209	0.967
		24	-0.138	-0.174	14.462	0.936

6.1.3 ตรวจสอบ Unit root Test ของความคลาดเคลื่อน

Null Hypothesis: RESID13 has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.002358	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.513344	
5% level	-2.897678	
10% level	-2.586103	

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

Null Hypothesis: RESID13 has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.934317	0.0000
Test critical values: 1% level	-4.075340	
5% level	-3.466248	
10% level	-3.159780	

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

Null Hypothesis: RESID13 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.061244	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.593824	
5% level	-1.944862	
10% level	-1.614145	

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

6.2. Ls d ((unemploy0310),1,12) ar(2) ma(2)

Dependent Variable: D((UNEMPLOY0310),1,12)
 Method: Least Squares
 Date: 10/16/12 Time: 15:42
 Sample (adjusted): 2004M04 2010M12
 Included observations: 81 after adjustments
 Convergence achieved after 10 iterations
 Backcast: 2004M02 2004M03

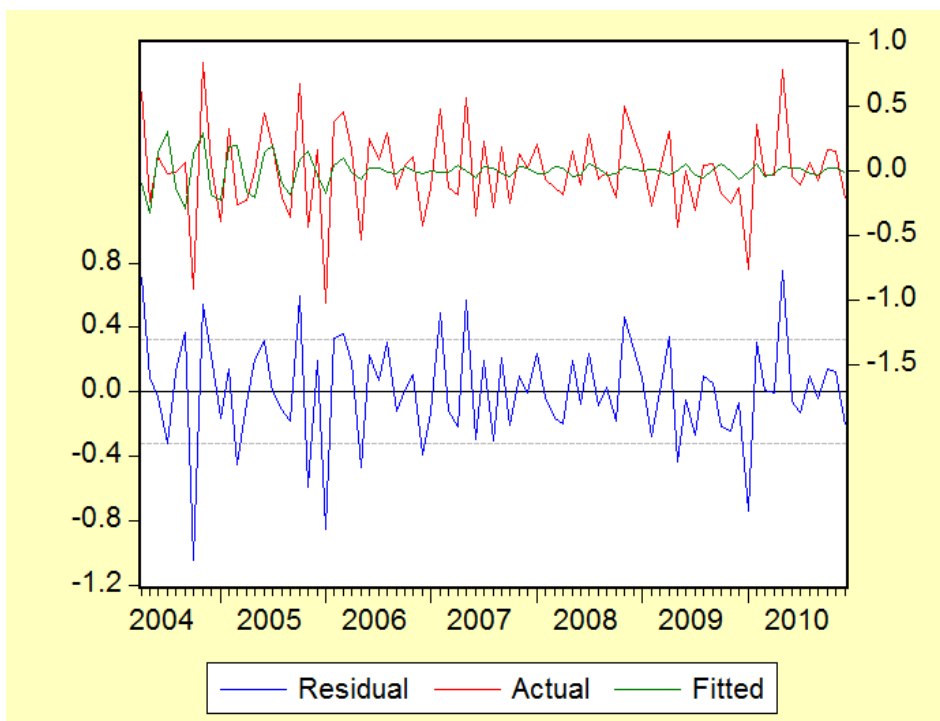
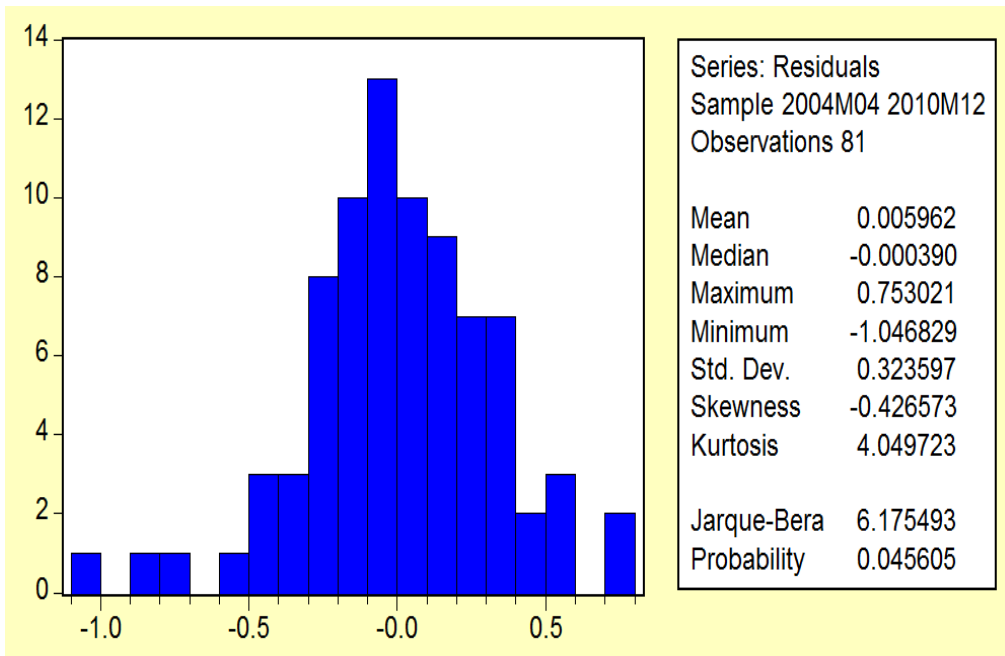
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	-0.900748	0.038000	-23.70413	0.0000
MA(2)	0.972837	0.013081	74.36969	0.0000
R-squared	0.087655	Mean dependent var		0.003457
Adjusted R-squared	0.076107	S.D. dependent var		0.338844
S.E. of regression	0.325695	Akaike info criterion		0.618670
Sum squared resid	8.380098	Schwarz criterion		0.677792
Log likelihood	-23.05614	Durbin-Watson stat		2.599436

6.2.1 ตรวจสอบค่า Q-stat

Sample: 2004M04 2010M12
 Included observations: 81
 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.333	-0.333	9.2941	
		2 -0.013	-0.139	9.3082	
		3 -0.064	-0.132	9.6624	0.002
		4 0.010	-0.072	9.6718	0.008
		5 0.036	0.002	9.7871	0.020
		6 0.015	0.025	9.8071	0.044
		7 -0.175	-0.183	12.582	0.028
		8 0.140	0.021	14.390	0.026
		9 -0.108	-0.096	15.482	0.030
		10 0.072	-0.016	15.968	0.043
		11 0.028	0.047	16.042	0.066
		12 -0.224	-0.236	20.939	0.022
		13 0.088	-0.088	21.705	0.027
		14 -0.022	-0.108	21.753	0.040
		15 0.117	0.072	23.150	0.040
		16 -0.073	-0.067	23.704	0.050
		17 -0.011	-0.022	23.715	0.070
		18 -0.021	-0.057	23.763	0.095
		19 0.143	0.046	25.987	0.075
		20 -0.182	-0.123	29.647	0.041
		21 0.089	-0.061	30.535	0.045
		22 -0.026	0.020	30.613	0.061
		23 0.145	0.125	33.056	0.046
		24 -0.129	-0.086	35.031	0.038

6.2.2 ตรวจสอบการแจกแจงปกติ



Sample: 2003M01 2011M12
Included observations: 81

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.333	-0.333	9.2941	0.002
		2	-0.013	-0.139	9.3082	0.010
		3	-0.064	-0.132	9.6624	0.022
		4	0.010	-0.072	9.6718	0.046
		5	0.036	0.002	9.7871	0.081
		6	0.015	0.025	9.8071	0.133
		7	-0.175	-0.183	12.582	0.083
		8	0.140	0.021	14.390	0.072
		9	-0.108	-0.096	15.482	0.079
		10	0.072	-0.016	15.968	0.101
		11	0.028	0.047	16.042	0.140
		12	-0.224	-0.236	20.939	0.051
		13	0.088	-0.088	21.705	0.060
		14	-0.022	-0.108	21.753	0.084
		15	0.117	0.072	23.150	0.081
		16	-0.073	-0.067	23.704	0.096
		17	-0.011	-0.022	23.715	0.127
		18	-0.021	-0.057	23.763	0.163
		19	0.143	0.046	25.987	0.131
		20	-0.182	-0.123	29.647	0.076
		21	0.089	-0.061	30.535	0.082
		22	-0.026	0.020	30.613	0.104
		23	0.145	0.125	33.056	0.080
		24	-0.129	-0.086	35.031	0.068

6.2.3 ตรวจสอบ Unit root Test ของความคลาดเคลื่อน

Null Hypothesis: RESID14 has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.90804	0.0001
Test critical values:		
1% level	-3.514426	
5% level	-2.898145	
10% level	-2.586351	

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

Null Hypothesis: RESID14 has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	-12.82096	0.0001
Test critical values: 1% level	-4.076860	
5% level	-3.466966	
10% level	-3.160198	

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

Null Hypothesis: RESID14 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=11)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	-12.99512	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.594189	
5% level	-1.944915	
10% level	-1.614114	

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

ภาคผนวก ข
รายละเอียดแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

1. ข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการทำ Normalize ในโปรแกรม Weka 3.6 ชุดเรียนรู้

No.	y	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12
No.	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric
1	3.38	0.040...	0.396...	0.0	0.059...	0.040...	0.0	0.478...	0.048...	0.015...	0.0	0.339...	0.253...
2	2.3	0.0	0.493...	0.039...	0.117...	0.0	0.040...	0.529...	0.0	0.023...	0.232...	0.088...	
3	2.92	0.022...	0.496...	0.066...	0.247...	0.308...	0.083...	0.614...	0.195...	0.005...	0.040...	0.424...	0.433...
4	2.67	0.166...	0.804...	0.077...	0.173...	0.252...	0.072...	0.411...	0.049...	0.024...	0.059...	0.196...	0.0
5	2.73	0.130...	0.863...	0.116...	0.189...	0.402...	0.106...	0.584...	0.084...	0.077...	0.092...	0.269...	0.258...
6	2.07	0.179...	0.343...	0.141...	0.298...	0.265...	0.118...	0.485...	0.068...	0.184...	0.127...	0.107...	0.243...
7	1.39	0.257...	0.099...	0.165...	0.144...	0.281...	0.167...	0.460...	0.055...	0.224...	0.166...	0.021...	0.361...
8	1.54	0.333...	0.069...	0.184...	0.257...	0.331...	0.100...	0.281...	0.026...	0.323...	0.171...	0.0	0.224...
9	1.77	0.235...	0.167...	0.218...	0.367...	0.251...	0.151...	0.247...	0.106...	0.398...	0.231...	0.061...	0.417...
10	2.48	0.228...	0.724...	0.232...	0.0	0.328...	0.179...	0.224...	0.174...	0.509...	0.271...	0.218...	0.406...
11	1.53	0.277...	0.320...	0.251...	0.117...	0.271...	0.110...	0.541...	0.115...	0.521...	0.322...	0.177...	0.347...
12	1.48	0.443...	0.067...	0.262...	0.120...	0.107...	0.578...	0.561...	0.244...	0.752...	0.397...	0.434...	0.355...
13	3.69	0.143...	0.496...	0.266...	0.036...	0.162...	0.135...	0.605...	0.231...	0.618...	0.403...	0.383...	0.373...
14	2.37	0.207...	0.502...	0.299...	0.375...	0.175...	0.240...	0.753...	0.255...	0.650...	0.463...	0.418...	0.341...
15	2.42	0.173...	0.569...	0.328...	0.318...	0.528...	0.355...	0.873...	0.332...	0.523...	0.456...	0.403...	0.648...
16	2.78	0.344...	1.0	0.344...	0.481...	0.432...	0.289...	0.477...	0.180...	0.525...	0.503...	0.287...	0.145...
17	2.6	0.274...	0.815...	0.360...	0.900...	0.512...	0.245...	0.921...	0.220...	0.512...	0.498...	0.365...	0.450...
18	2.05	0.373...	0.098...	0.397...	0.598...	0.398...	0.271...	0.697...	0.221...	0.522...	0.519...	0.337...	0.512...
19	1.35	0.533...	0.044...	0.417...	0.217...	0.506...	0.160...	0.704...	0.244...	0.504...	0.537...	0.244...	0.556...
20	1.49	0.564...	0.0	0.442...	0.463...	0.462...	0.125...	0.337...	0.172...	0.482...	0.544...	0.290...	0.403...
21	1.79	0.359...	0.061...	0.465...	0.680...	0.430...	0.285...	0.393...	0.315...	0.518...	0.580...	0.220...	0.655...
22	1.58	0.341...	0.310...	0.471...	0.125...	0.492...	0.375...	0.571...	0.333...	0.488...	0.608...	0.399...	0.586...
23	1.47	0.518...	0.104...	0.483...	0.302...	0.422...	0.444...	0.905...	0.313...	0.541...	0.679...	0.358...	0.649...
24	1.46	0.555...	0.064...	0.473...	0.170...	0.239...	0.758...	0.793...	0.392...	0.561...	0.620...	0.484...	0.613...
25	3.28	0.241...	0.037...	0.476...	0.237...	0.300...	0.301...	0.860...	0.327...	0.623...	0.673...	0.478...	0.584...
26	2.29	0.286...	0.355...	0.493...	0.271...	0.330...	0.198...	0.591...	0.277...	0.696...	0.679...	0.350...	0.396...
27	2.08	0.289...	0.573...	0.538...	0.530...	0.665...	0.636...	0.845...	0.529...	0.586...	0.818...	0.517...	0.827...
28	2.21	0.364...	0.678...	0.545...	0.317...	0.543...	0.387...	0.343...	0.320...	0.545...	0.832...	0.412...	0.222...
29	2.03	0.376...	0.765...	0.562...	0.522...	0.750...	0.476...	0.866...	0.392...	0.560...	0.866...	0.436...	0.566...
30	1.93	0.402...	0.176...	0.588...	0.513...	0.609...	0.548...	0.874...	0.444...	0.575...	0.862...	0.324...	0.730...
31	1.43	0.553...	0.034...	0.611...	0.304...	0.568...	0.279...	0.753...	0.383...	0.575...	0.821...	0.301...	0.555...
32	1.36	0.643...	0.051...	0.631...	0.479...	0.579...	0.321...	0.469...	0.401...	0.616...	0.870...	0.308...	0.670...
No.	y	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12
No.	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric
33	1.3	0.484...	0.086...	0.661...	0.499...	0.519...	0.371...	0.642...	0.501...	0.662...	0.846...	0.348...	0.698...
34	1.77	0.391...	0.126...	0.668...	0.179...	0.573...	0.419...	0.918...	0.466...	0.588...	0.837...	0.408...	0.631...
35	1.22	0.571...	0.058...	0.683...	0.290...	0.467...	0.548...	0.973...	0.445...	0.561...	0.791...	0.365...	0.674...
36	1.37	0.662...	0.065...	0.682...	0.184...	0.320...	0.857...	0.806...	0.499...	0.645...	0.793...	0.435...	0.588...
37	2.16	0.330...	0.321...	0.688...	0.224...	0.415...	0.270...	0.743...	0.425...	0.735...	0.812...	0.512...	0.578...
38	1.55	0.369...	0.444...	0.715...	0.293...	0.423...	0.332...	0.481...	0.495...	0.701...	0.811...	0.594...	0.480...
39	1.8	0.353...	0.471...	0.749...	0.622...	0.848...	0.605...	1.0	0.720...	0.681...	0.862...	0.668...	0.879...
40	2.1	0.452...	0.558...	0.759...	0.630...	0.613...	0.336...	0.517...	0.388...	0.745...	0.856...	0.447...	0.204...
41	1.39	0.568...	0.490...	0.777...	0.583...	0.791...	0.383...	0.790...	0.546...	0.637...	0.912...	0.658...	0.596...
42	1.54	0.512...	0.092...	0.780...	0.476...	0.722...	0.379...	0.807...	0.567...	0.580...	0.893...	0.498...	0.553...
43	1.13	0.682...	0.053...	0.804...	0.434...	0.747...	0.274...	0.650...	0.492...	0.604...	0.934...	0.368...	0.553...
44	1.36	0.695...	0.097...	0.826...	0.498...	0.749...	0.339...	0.666...	0.543...	0.603...	0.934...	0.394...	0.737...
45	1.16	0.481...	0.113...	0.851...	0.581...	0.681...	0.247...	0.549...	0.603...	0.594...	0.904...	0.397...	0.695...
46	1.67	0.442...	0.100...	0.864...	0.235...	0.714...	0.290...	0.411...	0.563...	0.661...	0.854...	0.433...	0.645...
47	1.23	0.712...	0.162...	0.864...	0.370...	0.681...	0.428...	0.450...	0.590...	0.691...	0.825...	0.413...	0.660...
48	0.96	0.636...	0.060...	0.847...	0.346...	0.502...	1.0	0.498...	0.620...	0.583...	0.845...	0.478...	0.525...
49	1.62	0.498...	0.365...	0.851...	0.343...	0.538...	0.018...	0.425...	0.591...	0.536...	0.838...	0.607...	0.639...
50	1.49	0.487...	0.273...	0.890...	0.412...	0.454...	0.124...	0.259...	0.591...	0.578...	0.817...	0.514...	0.515...
51	1.61	0.396...	0.470...	0.917...	0.851...	0.980...	0.390...	0.300...	0.800...	0.572...	0.755...	0.623...	0.805...
52	1.73	0.536...	0.471...	0.919...	0.587...	0.721...	0.253...	0.0	0.499...	0.618...	0.798...	0.474...	0.237...
53	1.59	0.486...	0.644...	0.908...	0.546...	0.866...	0.290...	0.565...	0.665...	0.688...	0.799...	0.507...	0.672...
54	1.39	0.697...	0.137...	0.933...	0.565...	0.849...	0.330...	0.457...	0.644...	0.760...	0.821...	0.455...	1.0
55	1.21	0.818...	0.018...	0.952...	0.715...	0.847...	0.285...	0.229...	0.634...	0.912...	0.830...	0.456...	0.671...
56	1.16	0.826...	0.036...	0.969...	0.499...	0.878...	0.350...	0.282...	0.737...	0.827...	0.863...	0.451...	0.723...
57	1.15	0.649...	0.125...	0.982...	0.679...	0.814...	0.335...	0.195...	0.779...	0.886...	0.896...	0.480...	0.594...
58	1.41	0.593...	0.218...	0.979...	0.415...	0.821...	0.429...	0.366...	0.812...	1.0	0.937...	0.485...	0.819...
59	1.1	0.759...	0.090...	0.978...	0.393...	0.632...	0.426...	0.428...	0.826...	0.888...	0.940...	0.534...	0.834...
60	0.85	0.808...	0.067...	0.976...	0.344...	0.670...	0.568...	0.286...	0.853...	0.909...	0.967...	0.626...	0.687...
61	1.72	0.597...	0.333...	0.956...	0.432...	0.697...	0.163...	0.334...	0.865...	0.774...	0.978...	1.0	0.785...
62	1.53	0.570...	0.454...	0.976...	0.456...	0.606...	0.245...	0.277...	0.883...	0.887...	1.0	0.620...	0.704...
63	1.52	0.542...	0.268...	1.0	0.713...	1.0	0.605...	0.538...	1.0	0.834...	0.969...	0.888...	0.807...
64	1.46	0.699...	0.422...	0.996...	0.905...	0.832...	0.357...	0.366...	0.685...	0.862...	0.962...	0.633...	0.316...
65	1.47	0.746...	0.447...	0.972...	0.752...	0.963...	0.366...	0.704...	0.849...	0.865...	0.935...	0.711...	0.610...
66	1.16	0.813...	0.040...	0.981...	1.0	0.902...	0.263...	0.619...	0.870...	0.745...	0.946...	0.560...	0.684...
67	1.27	1.0	0.017...	0.996...	0.860...	0.970...	0.149...	0.558...	0.855...	0.576...	0.956...	0.552...	0.701...

2. ข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการทำ Normalize ในโปรแกรม Weka ชุดทดสอบ

Relation: ANNtest70301

No.	y	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12
	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric
1	1.16	3.836...	24310.0	88532...	18522.0	12423...	47130.0	14354...	197.91	684.44	177.75	138.96	114.25
2	1.14	3.775...	13748...	88866...	26632.0	11812...	47881.0	15560...	195.42	596.54	179.33	137.55	117.46
3	1.19	3.778...	17169...	88703...	14597.0	12092...	48943.0	16073...	194.76	416.53	179.92	135.89	116.18
4	1.38	3.795...	77990.0	88320...	17691.0	10761...	46068.0	14957...	176.63	401.84	176.83	128.88	113.21
5	1.4	3.854...	21240.0	87791...	16230.0	9916.73	59006.0	11522...	157.82	449.96	171.56	129.14	110.82
6	2.36	3.730...	22155...	86124...	13562.0	9774.54	32085.0	12144...	153.48	437.69	161.19	125.23	108.89
7	1.9	3.758...	19750...	86197...	15306.0	10444.6	34361.0	10785...	157.39	431.52	154.44	123.27	107.44
8	1.89	3.757...	29752...	86377...	13260.0	12155...	41329.0	10945...	176.56	431.5	149.36	131.69	111.77
9	2.14	3.814...	24622...	85983...	13916.0	11455...	39713.0	10841...	161.96	491.69	148.52	128.83	101.5
10	1.71	3.840...	24609...	85607...	20420.0	12144...	40539.0	11623...	174.55	560.41	147.72	131.08	108.32
11	1.4	3.896...	49760.0	85791...	33806.0	12041...	43402.0	12606...	179.32	597.48	149.37	124.0	111.2
12	1.21	3.928...	20170.0	85846...	25888.0	12212...	43156.0	13213...	180.46	624.0	152.53	125.76	110.24
13	1.15	3.876...	24700.0	85936...	38184.0	12546...	43251.0	12598...	178.3	653.25	155.49	127.5	109.14
14	1.19	3.836...	10758...	86449...	52285.0	12181...	48649.0	13535...	199.19	717.07	159.58	131.22	114.32
15	1.07	3.824...	17388...	86370...	22865.0	12439...	53271.0	15377...	195.83	685.24	161.78	133.69	114.93
16	1.01	3.880...	81280.0	86560...	29736.0	11622.3	57031.0	15118...	192.93	689.07	165.34	137.92	113.02
17	0.9	3.894...	60630.0	86803...	23882.0	11508...	72085.0	13333...	214.87	734.54	165.88	140.64	117.14
18	1.1	3.780...	23072...	86624...	21913.0	11810...	49560.0	15078...	179.65	696.55	169.61	138.59	116.74
19	1.0	3.827...	28957...	87043...	24726.0	11866...	54175.0	13463...	183.23	721.37	173.33	142.34	115.85
20	0.96	3.828...	31732...	87447...	25853.0	13628...	63064.0	16968...	212.45	787.98	178.58	153.69	123.34
21	1.18	3.812...	42019...	87455...	26631.0	13108...	57132.0	13003...	179.95	763.51	179.29	135.69	112.41
22	1.54	3.805...	44365...	87291...	29017.0	14036...	62205.0	14705...	185.02	750.43	180.84	139.48	116.28
23	1.19	3.875...	19435...	88096...	26910.0	13491...	70557.0	18049...	194.19	797.31	183.51	141.08	121.24
24	0.89	3.886...	10035...	88530...	24677.0	13506.5	65669.0	17736...	190.12	855.83	187.31	137.8	120.82
25	0.9	3.908...	13760.0	88655...	32106.0	13073...	56237.0	14929...	183.71	913.19	188.14	134.26	119.46
26	0.87	3.945...	31240.0	89342...	31200.0	13012...	61407.0	14786...	201.47	975.3	187.53	134.21	122.7
27	0.92	3.847...	15510...	89202...	19408.0	12454.6	68261.0	15590...	191.21	984.46	185.95	136.86	121.19
28	1.01	3.870...	13960...	89476...	27647.0	12298.1	72096.0	16032...	190.43	1005.12	186.57	139.67	122.02
29	0.68	3.949...	38810.0	89557...	23877.0	12207...	72521.0	15242...	188.38	1032.76	187.64	147.61	117.89

3. แสดงค่าสถิติเบื้องต้นของปัจจัยนำเข้า

Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
X1	96	3.4E+07	3.9E+07	3.7E+07	1388906.058
X2	96	4550.00	741540.0	202379.3	171758.46685
X3	96	6938421	8955744	8295009	564924.38734
X4	96	5437.00	52285.00	16590.28	7783.63553
X5	96	8340.61	14036.96	11113.50	1232.03842
X6	96	121.75	188.14	163.9846	16.38976
X7	96	105.40	125.53	115.0846	4.49087
X8	96	119.21	214.87	166.7672	23.82561
X9	96	361.32	1032.76	682.6913	143.21969
X10	96	32085.00	84521.00	53040.31	9826.25637
X11	96	116.22	162.63	135.6201	7.82890
X12	96	100.56	123.72	113.6479	4.96661
Valid N (listwise)	96				

4. แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระ

Correlations

		Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6
Y	Pearson Correlation	1	-.762**	.595**	-.701**	-.495**	-.619**	-.640**
	Sig. (2-tailed)	.	.000	.000	.000	.000	.000	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X1	Pearson Correlation	-.762**	1	-.486**	.836**	.716**	.760**	.632**
	Sig. (2-tailed)	.000	.	.000	.000	.000	.000	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X2	Pearson Correlation	.595**	-.486**	1	-.347**	-.179	-.128	-.293**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.	.001	.081	.213	.004
	N	96	96	96	96	96	96	96
X3	Pearson Correlation	-.701**	.836**	-.347**	1	.581**	.806**	.855**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.001	.	.000	.000	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X4	Pearson Correlation	-.495**	.716**	-.179	.581**	1	.728**	.408**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.081	.000	.	.000	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X5	Pearson Correlation	-.619**	.760**	-.128	.806**	.728**	1	.697**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.213	.000	.000	.	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X6	Pearson Correlation	-.640**	.632**	-.293**	.855**	.408**	.697**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.004	.000	.000	.000	.
	N	96	96	96	96	96	96	96

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

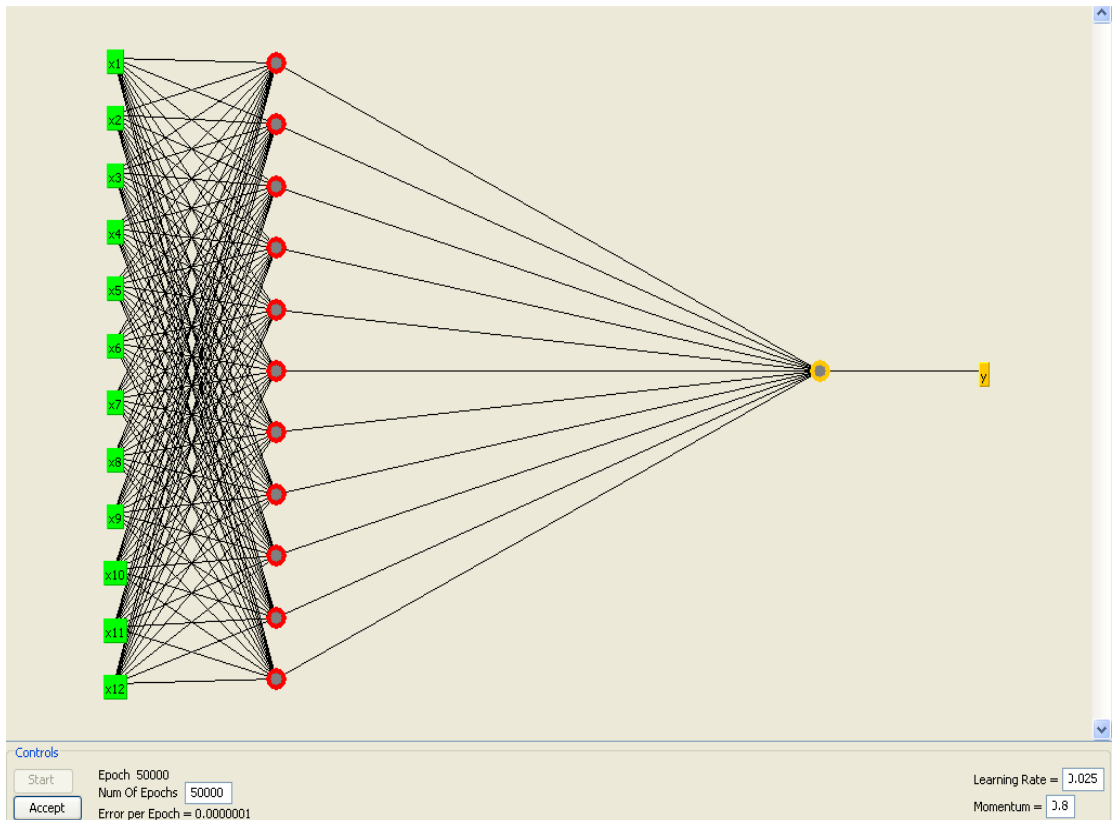
Correlations

		Y	X7	X8	X9	X10	X11	X12
Y	Pearson Correlation	1	-.619**	-.679**	-.505**	-.443**	-.251*	-.563**
	Sig. (2-tailed)	.	.000	.000	.000	.000	.014	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X7	Pearson Correlation	-.619**	1	.747**	.612**	.366**	.330**	.522**
	Sig. (2-tailed)	.000	.	.000	.000	.000	.001	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X8	Pearson Correlation	-.679**	.747**	1	.576**	.402**	.650**	.694**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.	.000	.000	.000	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X9	Pearson Correlation	-.505**	.612**	.576**	1	.607**	.584**	.643**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.	.000	.000	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X10	Pearson Correlation	-.443**	.366**	.402**	.607**	1	.464**	.565**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.	.000	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X11	Pearson Correlation	-.251*	.330**	.650**	.584**	.464**	1	.569**
	Sig. (2-tailed)	.014	.001	.000	.000	.000	.	.000
	N	96	96	96	96	96	96	96
X12	Pearson Correlation	-.563**	.522**	.694**	.643**	.565**	.569**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.
	N	96	96	96	96	96	96	96

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

5. แสดงโครงข่ายของปัจจัยนำเข้า



=== Run information ===

```

Scheme:      weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron -L 0.025 -M 0.8 -N 50000 -V 0 -S 0 -E 20 -H
Relation:    ANMtain70301-weka.filters.unsupervised.attribute.Normalize-S1.0-T0.0
Instances:   67
Attributes:  13
             Y
             x1
             x2
             x3
             x4
             x5
             x6
             x7
             x8
             x9
             x10
             x11
             x12

Test mode:   evaluate on training data

```

=== Classifier model (full training set) ===

6. ผลการพยากรณ์ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม(ANN)จากโปรแกรม Weka 3.6

6.1 ตัวแบบที่ 1 ANN-1 ชุดการเรียนรู้

Time taken to build model: 472.64 seconds

=== Predictions on training set ===

inst#,	actual,	predicted,	error
1	3.38	3.38	0
2	2.3	2.3	0
3	2.92	2.92	0
4	2.67	2.67	0
5	2.73	2.73	0
6	2.07	2.07	0
7	1.39	1.39	0
8	1.54	1.54	0
9	1.77	1.77	0
10	2.48	2.48	0
11	1.53	1.53	0
12	1.48	1.48	0
13	3.69	3.69	0
14	2.37	2.37	0
15	2.42	2.42	0
16	2.78	2.78	0
17	2.6	2.6	0
18	2.05	2.051	0.001
19	1.35	1.351	0.001
20	1.49	1.49	0
21	1.79	1.789	-0.001
22	1.58	1.58	0
23	1.47	1.47	0
24	1.46	1.46	0
25	3.28	3.28	0
26	2.29	2.29	0
27	2.08	2.08	0
28	2.21	2.209	-0.001
29	2.03	2.03	0
30	1.93	1.93	0
31	1.43	1.43	0
32	1.36	1.36	0
33	1.3	1.299	-0.001
34	1.77	1.77	0
35	1.22	1.22	0
36	1.37	1.37	0
37	2.16	2.16	0
38	1.55	1.55	0
39	1.8	1.8	0
40	2.1	2.099	-0.001

6.1 ตัวแบบที่ 1 ANN-1 ชุดการเรียนรู้ (ต่อ)

41	1.39	1.39	0
42	1.54	1.54	0
43	1.13	1.131	0.001
44	1.36	1.357	-0.003
45	1.16	1.16	0
46	1.67	1.669	-0.001
47	1.23	1.23	0
48	0.96	0.96	0
49	1.62	1.619	-0.001
50	1.49	1.49	0
51	1.61	1.61	0
52	1.73	1.73	0
53	1.59	1.589	-0.001
54	1.39	1.391	0.001
55	1.21	1.21	0
56	1.16	1.159	-0.001
57	1.15	1.15	0
58	1.41	1.41	0
59	1.1	1.1	0
60	0.85	0.85	0
61	1.72	1.72	0
62	1.53	1.53	0
63	1.52	1.52	0
64	1.46	1.46	0
65	1.47	1.47	0
66	1.16	1.16	0
67	1.27	1.27	0

```
=== Evaluation on training set ===
=== Summary ===
```

```
Correlation coefficient           1
Mean absolute error              0.0003
Root mean squared error          0.0005
Relative absolute error          0.0648 %
Root relative squared error      0.079 %
Total Number of Instances       67
```

6.2 ตัวแบบที่ ANN-1 ชุดทดสอบ

```
=== Predictions on test set ===
```

inst#,	actual,	predicted,	error
1	1.16	0.401	-0.759
2	1.14	0.401	-0.739
3	1.19	0.401	-0.789
4	1.38	0.401	-0.979
5	1.4	0.401	-0.999
6	2.36	0.401	-1.959
7	1.9	0.401	-1.499
8	1.89	0.401	-1.489
9	2.14	0.401	-1.739
10	1.71	0.401	-1.309
11	1.4	0.401	-0.999
12	1.21	0.401	-0.809
13	1.15	0.401	-0.749
14	1.19	0.401	-0.789
15	1.07	0.401	-0.669
16	1.01	0.401	-0.609
17	0.9	0.401	-0.499
18	1.1	0.401	-0.699
19	1	0.401	-0.599
20	0.96	0.401	-0.559
21	1.18	0.401	-0.779
22	1.54	0.401	-1.139
23	1.19	0.401	-0.789
24	0.89	0.401	-0.489
25	0.9	0.401	-0.499
21	1.18	0.401	-0.779
22	1.54	0.401	-1.139
23	1.19	0.401	-0.789
24	0.89	0.401	-0.489
25	0.9	0.401	-0.499
26	0.87	0.401	-0.469
27	0.92	0.401	-0.519
28	1.01	0.401	-0.609
29	0.68	0.401	-0.279

```
=== Summary ===
```

Correlation coefficient	0
Mean absolute error	0.856
Root mean squared error	0.9428
Total Number of Instances	29

6.3 ตัวแบบที่ 2 ANN-2 ชุดการเรียนรู้

Time taken to build model: 245.85 seconds

=== Predictions on training set ===

inst#,	actual,	predicted,	error
1	3.38	3.094	-0.286
2	2.3	2.545	0.245
3	2.92	2.56	-0.36
4	2.67	2.575	-0.095
5	2.73	2.058	-0.672
6	2.07	1.785	-0.285
7	1.39	1.471	0.081
8	1.54	1.631	0.091
9	1.77	1.828	0.058
10	2.48	2.138	-0.342
11	1.53	1.71	0.18
12	1.48	1.143	-0.337
13	3.69	3.11	-0.58
14	2.37	2.707	0.337
15	2.42	2.923	0.503
16	2.78	1.943	-0.837
17	2.6	2.27	-0.33
18	2.05	1.871	-0.179
19	1.35	1.221	-0.129
20	1.49	1.276	-0.214
21	1.79	1.794	0.004
22	1.58	1.85	0.27
23	1.47	1.591	0.121
24	1.46	1.537	0.077
25	3.28	2.524	-0.756
26	2.29	2.207	-0.083
27	2.08	2.227	0.147
28	2.21	1.766	-0.444
29	2.03	1.724	-0.306
30	1.93	1.635	-0.295
31	1.43	1.35	-0.08
32	1.36	1.352	-0.008
33	1.3	1.403	0.103
34	1.77	1.773	0.003
35	1.22	1.247	0.027
36	1.37	1.266	-0.104
37	2.16	1.956	-0.204
38	1.55	1.811	0.261
39	1.8	1.818	0.018
40	2.1	1.608	-0.492

6.3 ตัวแบบที่ 2 ANN-2 ชุดการเรียนรู้ (ต่อ)

41	1.39	1.309	-0.081
42	1.54	1.49	-0.05
43	1.13	1.109	-0.021
44	1.36	1.093	-0.267
45	1.16	1.511	0.351
46	1.67	1.533	-0.137
47	1.23	1.079	-0.151
48	0.96	1.23	0.27
49	1.62	1.498	-0.122
50	1.49	1.472	-0.018
51	1.61	1.555	-0.055
52	1.73	1.426	-0.304
53	1.59	1.456	-0.134
54	1.39	1.227	-0.163
55	1.21	1.021	-0.189
56	1.16	1.018	-0.142
57	1.15	1.357	0.207
58	1.41	1.37	-0.04
59	1.1	1.141	0.041
60	0.85	1.033	0.183
61	1.72	1.384	-0.336
62	1.53	1.373	-0.157
63	1.52	1.358	-0.162
64	1.46	1.318	-0.142
65	1.47	1.166	-0.304
66	1.16	1.03	-0.13
67	1.27	1.217	-0.053

=== Evaluation on training set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9048
Mean absolute error	0.2113
Root mean squared error	0.2747
Relative absolute error	45.3277 %
Root relative squared error	46.2558 %
Total Number of Instances	67

6.4 ตัวแบบที่ 2 ANN-2 ชุดทดสอบ

=== Re-evaluation on test set ===

User supplied test set

Relation: ANNtest70302-weka.filters.unsupervised.attribute.Normalize-S1.0-T0.0

Instances: unknown (yet). Reading incrementally

Attributes: 3

=== Predictions on test set ===

inst#,	actual,	predicted,	error
1	1.16	1.53	0.37
2	1.14	2.365	1.225
3	1.19	2.347	1.157
4	1.38	2.078	0.698
5	1.4	1.472	0.072
6	2.36	3.645	1.285
7	1.9	2.374	0.474
8	1.89	3.025	1.135
9	2.14	7.448	5.308
10	1.71	10.831	9.121
11	1.4	11.128	9.728
12	1.21	11.545	10.335
13	1.15	10.649	9.499
14	1.19	4.091	2.901
15	1.07	3.416	2.346
16	1.01	8.788	7.778
17	0.9	8.143	7.243
18	1.1	2.426	1.326
19	1	1.348	0.348
20	0.96	1.654	0.694
21	1.18	1.744	0.564
22	1.54	1.899	0.359
23	1.19	1.366	0.176
24	0.89	1.197	0.307
25	0.9	1.238	0.338
26	0.87	1.243	0.373
27	0.92	1.434	0.514
28	1.01	1.361	0.351
29	0.68	1.212	0.532

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.2257
Mean absolute error	2.6398
Root mean squared error	4.3167
Total Number of Instances	29

6.5 ตัวแบบที่3 ANN-3 ชุดการเรียนรู้

Time taken to build model: 188.39 seconds

=== Predictions on training set ===

inst#,	actual,	predicted,	error
1	3.38	3.377	-0.003
2	2.3	2.291	-0.009
3	2.92	2.91	-0.01
4	2.67	2.652	-0.018
5	2.73	2.708	-0.022
6	2.07	2.056	-0.014
7	1.39	1.356	-0.034
8	1.54	1.534	-0.006
9	1.77	1.81	0.04
10	2.48	2.464	-0.016
11	1.53	1.527	-0.003
12	1.48	1.449	-0.031
13	3.69	3.664	-0.026
14	2.37	2.382	0.012
15	2.42	2.392	-0.028
16	2.78	2.76	-0.02
17	2.6	2.58	-0.02
18	2.05	1.978	-0.072
19	1.35	1.375	0.025
20	1.49	1.488	-0.002
21	1.79	1.65	-0.14
22	1.58	1.636	0.056
23	1.47	1.416	-0.054
24	1.46	1.438	-0.022
25	3.28	3.287	0.007
26	2.29	2.298	0.008
27	2.08	2.04	-0.04
28	2.21	2.226	0.016
29	2.03	2.013	-0.017
30	1.93	1.958	0.028
31	1.43	1.339	-0.091
32	1.36	1.322	-0.038
33	1.3	1.308	0.008
34	1.77	1.758	-0.012
35	1.22	1.172	-0.048
36	1.37	1.37	0
37	2.16	2.135	-0.025
38	1.55	1.581	0.031
39	1.8	1.788	-0.012
40	2.1	2.071	-0.029

6.5 ตัวแบบที่ ANN-3 ชุดการเรียนรู้ (ต่อ)

41	1.39	1.363	-0.027
42	1.54	1.5	-0.04
43	1.13	1.124	-0.006
44	1.36	1.277	-0.083
45	1.16	1.105	-0.055
46	1.67	1.642	-0.028
47	1.23	1.212	-0.018
48	0.96	0.922	-0.038
49	1.62	1.622	0.002
50	1.49	1.492	0.002
51	1.61	1.586	-0.024
52	1.73	1.713	-0.017
53	1.59	1.576	-0.014
54	1.39	1.387	-0.003
55	1.21	1.191	-0.019
56	1.16	1.145	-0.015
57	1.15	1.163	0.013
58	1.41	1.402	-0.008
59	1.1	1.046	-0.054
60	0.85	0.826	-0.024
61	1.72	1.7	-0.02
62	1.53	1.498	-0.032
63	1.52	1.514	-0.006
64	1.46	1.395	-0.065
65	1.47	1.434	-0.036
66	1.16	1.154	-0.006
67	1.27	1.26	-0.01

=== Evaluation on training set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9987
Mean absolute error	0.0262
Root mean squared error	0.0356
Relative absolute error	5.6165 %
Root relative squared error	5.9898 %
Total Number of Instances	67

6.7 ตัวอย่างที่ 3 ANN-3 ชุดทดสอบ

```
=== Re-evaluation on test set ===
```

```
User supplied test set
```

```
Relation:      ANNtest70303-weka.filters.unsupervised.attribute.Normalize-$1.0-T0.0
```

```
Instances:     unknown (yet). Reading incrementally
```

```
Attributes:    7
```

```
=== Predictions on test set ===
```

inst#,	actual,	predicted,	error
1	1.16	1.145	-0.015
2	1.14	6.794	5.654
3	1.19	8.705	7.515
4	1.38	5.852	4.472
5	1.4	0.716	-0.684
6	2.36	6.391	4.031
7	1.9	4.175	2.275
8	1.89	7.326	5.436
9	2.14	2.578	0.438
10	1.71	4.478	2.768
11	1.4	2.003	0.603
12	1.21	-0.313	-1.523
13	1.15	1.384	0.234
14	1.19	2.04	0.85
15	1.07	-5.512	-6.582
16	1.01	-4.204	-5.214
17	0.9	-1.693	-2.593
18	1.1	0.037	-1.063
19	1	1.579	0.579
20	0.96	-2.986	-3.946
21	1.18	1.658	0.478
22	1.54	1.626	0.086
23	1.19	1.367	0.177
24	0.89	1.595	0.705
25	0.9	-0.095	-0.995
26	0.87	1.153	0.283
27	0.92	-0.498	-1.418
28	1.01	0.427	-0.583
29	0.68	1.133	0.453

```
=== Summary ===
```

Correlation coefficient	0.5387
Mean absolute error	2.126
Root mean squared error	3.0505
Total Number of Instances	29

6.8 ตัวแบบที่4 ANN-4 ชุดการเรียนรู้

Time taken to build model: 239.02 seconds

=== Predictions on training set ===

inst#,	actual,	predicted,	error
1	3.38	3.37	-0.01
2	2.3	2.276	-0.024
3	2.92	2.901	-0.019
4	2.67	2.666	-0.004
5	2.73	2.725	-0.005
6	2.07	2.042	-0.028
7	1.39	1.356	-0.034
8	1.54	1.536	-0.004
9	1.77	1.748	-0.022
10	2.48	2.46	-0.02
11	1.53	1.52	-0.01
12	1.48	1.47	-0.01
13	3.69	3.684	-0.006
14	2.37	2.36	-0.01
15	2.42	2.415	-0.005
16	2.78	2.772	-0.008
17	2.6	2.571	-0.029
18	2.05	2.05	0
19	1.35	1.333	-0.017
20	1.49	1.465	-0.025
21	1.79	1.776	-0.014
22	1.58	1.57	-0.01
23	1.47	1.366	-0.104
24	1.46	1.441	-0.019
25	3.28	3.274	-0.006
26	2.29	2.284	-0.006
27	2.08	2.072	-0.008
28	2.21	2.199	-0.011
29	2.03	2.028	-0.002
30	1.93	1.922	-0.008
31	1.43	1.398	-0.032
32	1.36	1.322	-0.038
33	1.3	1.292	-0.008
34	1.77	1.84	0.07
35	1.22	1.313	0.093
36	1.37	1.383	0.013
37	2.16	2.128	-0.032
38	1.55	1.573	0.023
39	1.8	1.791	-0.009
40	2.1	2.063	-0.037

6.8 ตัวแบบที่4 ANN-4 ชุดการเรียนรู้ (ต่อ)

41	1.39	1.389	-0.001
42	1.54	1.535	-0.005
43	1.13	1.123	-0.007
44	1.36	1.242	-0.118
45	1.16	1.143	-0.017
46	1.67	1.512	-0.158
47	1.23	1.252	0.022
48	0.96	0.954	-0.006
49	1.62	1.617	-0.003
50	1.49	1.474	-0.016
51	1.61	1.604	-0.006
52	1.73	1.722	-0.008
53	1.59	1.577	-0.013
54	1.39	1.418	0.028
55	1.21	1.187	-0.023
56	1.16	1.143	-0.017
57	1.15	1.139	-0.011
58	1.41	1.415	0.005
59	1.1	1.064	-0.036
60	0.85	0.853	0.003
61	1.72	1.696	-0.024
62	1.53	1.526	-0.004
63	1.52	1.51	-0.01
64	1.46	1.466	0.006
65	1.47	1.418	-0.052
66	1.16	1.159	-0.001
67	1.27	1.269	-0.001

=== Evaluation on training set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9985
Mean absolute error	0.0214
Root mean squared error	0.0354
Relative absolute error	4.5892 %
Root relative squared error	5.9562 %
Total Number of Instances	67

6.9 ตัวแบบที่ ANN-4 ชุดทดสอบ

```
=== Re-evaluation on test set ===
```

```
User supplied test set
```

```
Relation:      ANNtest70304-weka.filters.unsupervised.attribute.Normalize-S1.0-T0.0
```

```
Instances:    unknown (yet). Reading incrementally
```

```
Attributes:   7
```

```
=== Predictions on test set ===
```

inst#,	actual,	predicted,	error
1	1.16	-0.865	-2.025
2	1.14	1.993	0.853
3	1.19	1.999	0.809
4	1.38	-1.865	-3.245
5	1.4	-2.711	-4.111
6	2.36	6.453	4.093
7	1.9	4.987	3.087
8	1.89	5.002	3.112
9	2.14	2.734	0.594
10	1.71	0.645	-1.065
11	1.4	3.189	1.789
12	1.21	4.487	3.277
13	1.15	3.317	2.167
14	1.19	1.056	-0.134
15	1.07	1.054	-0.016
16	1.01	-0.896	-1.906
17	0.9	5.217	4.317
18	1.1	3.489	2.389
19	1	2.463	1.463
20	0.96	3.295	2.335
21	1.18	3.551	2.371
22	1.54	0.015	-1.525
23	1.19	5.217	4.027
24	0.89	2.441	1.551
25	0.9	1.078	0.178
26	0.87	1.639	0.769
27	0.92	7.255	6.335
28	1.01	5.221	4.211
29	0.68	4.594	3.914

```
=== Summary ===
```

Correlation coefficient	0.0803
Mean absolute error	2.3334
Root mean squared error	2.7852
Total Number of Instances	29

ประวัติย่อผู้วิจัย

ประวัติย่อผู้วิจัย

ชื่อ นามสกุล	นางกัญญ์ลภัส มหิพันธ์
วัน เดือน ปีเกิด	วันที่ 25 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2515
จังหวัด และประเทศที่เกิด	จังหวัดกาฬสินธุ์ ประเทศไทย
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2528 ประถมศึกษา โรงเรียนท่าเพลิงเหมือดแอ่ววิทยา หมู่ที่ 1 ตำบลเจ้าท่า อำเภอกมลาไสย จังหวัดกาฬสินธุ์ พ.ศ. 2533 มัธยมศึกษาตอนต้น-ตอนปลาย โรงเรียนกมลาไสย อำเภอกมลาไสย จังหวัดกาฬสินธุ์ พ.ศ. 2539 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาสถิติประยุกต์ สถาบันราชภัฏอุดรธานี พ.ศ. 2555 ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ตำแหน่ง สถานที่ทำงาน	นักวิชาการสถิติชำนาญการ (หัวหน้าฝ่ายวิชาการสถิติและวางแผน) ฝ่ายวิชาการและวางแผน สำนักงานสถิติจังหวัดกาฬสินธุ์ ศาลากลาง ชั้น 4 จังหวัดกาฬสินธุ์ รหัสไปรษณีย์ 46000 สังกัดสำนักงานสถิติแห่งชาติ
ที่อยู่ที่สามารถติดต่อได้	กระทรวงเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร บ้านเลขที่ 4 หมู่ที่ 2 หมู่บ้านเหมือดแอ่ว ตำบลเจ้าท่า อำเภอกมลาไสย จังหวัดกาฬสินธุ์ รหัสไปรษณีย์ 46130