

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลอง
ทางเศรษฐมิติสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ

วิจิตร คลังภูเขียว

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ
ธันวาคม 2559
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม



การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลอง
ทางเศรษฐมิติสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ

วิจิตร คลังภูเขียว

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ

ธันวาคม 2559

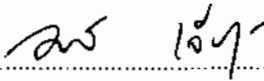
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม



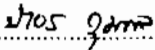


คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายวิจิตร คลังภูเขียว แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

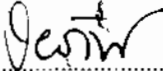
คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


.....
(อาจารย์ ดร.มนชยา เจียงประดิษฐ์)

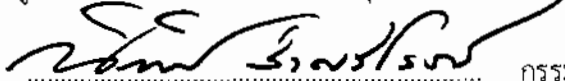
ประธานกรรมการ
(อาจารย์บัณฑิตศึกษาประจำคณะ)


.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.บังอร กุมพล)

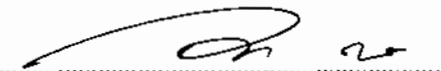
กรรมการ
(อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก)


.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปิยภัทร บุชบาบดินทร์)

กรรมการ
(อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม)

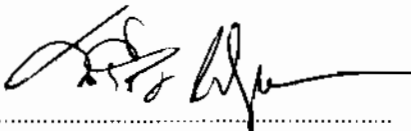

.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นิติพงษ์ สังศรีโรจน์)

กรรมการ
(อาจารย์บัณฑิตศึกษาประจำคณะ)


.....
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วุฒิชัย ศรีโสดาพล)

กรรมการ
(ผู้ทรงคุณวุฒิ)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม


.....
(ศาสตราจารย์ ดร.วิเชียร มากตุ่น)
คณบดีคณะวิทยาศาสตร์


.....
(ศาสตราจารย์ ดร.ประดิษฐ์ เทอดทูล)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย
วันที่ 26 เดือน 6.ค. พ.ศ. 2559



วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยสำหรับนิสิตระดับบัณฑิตศึกษา
มหาวิทยาลัยมหาสารคาม งบประมาณเงินรายได้ประจำปีงบประมาณ 2560



กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้รับทุนอุดหนุนสนับสนุนการวิจัย งบประมาณแผ่นดิน มหาวิทยาลัยมหาสารคามประจำปี 2559 วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างสูงยิ่งจาก ผศ.ดร.บังอร กุมพล ประธานกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ กรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์ ที่กรุณารับเป็นที่ปรึกษาและเสียสละเวลาให้คำปรึกษาตลอดจนคำแนะนำที่ดีเสมอมา และ อาจารย์ ดร.মনชยา เจียงประดิษฐ์ ประธานกรรมการสอบ ผศ.ดร.นิติพงษ์ ส่งศรีโรจน์ และ ผศ.ดร.วุฒิชัย ศรีโสตาพล กรรมการสอบ ที่ได้ชี้แนะอันเป็นประโยชน์ในการเขียนวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

ขอขอบพระคุณบิดามารดา พี่ชาย และน้องสาวของผู้วิจัย ที่สนับสนุนในการศึกษาและให้กำลังใจ ขอขอบพระคุณอาจารย์ภาคิวิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคามทุกท่าน ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร.ฉัตรเกล้า เจริญผล และ อาจารย์พฤต ธนรัช ที่ให้คำแนะนำในการใช้โปรแกรม ขอขอบพระคุณอาจารย์และเพื่อนร่วมงาน คณะพยาบาลศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่ให้กำลังใจตลอดจนสำเร็จการศึกษา

วิจิตร คลังภูเขียว



ชื่อเรื่อง	การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติสำหรับการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ		
ผู้วิจัย	นายวิจิตร คลังภูเขียว		
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิทยาการจัดการสถิติ
กรรมการควบคุม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.บังอร กุมพล ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปิยภัทร บุชบาบดินทร์		
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2559

บทคัดย่อ

ในการวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลอง และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำ ด้วยแบบจำลอง GARCH แบบจำลอง ANN-GARCH และแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมา คือ PCA-ANN-GARCH โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) เพื่อลดตัวแปรนำเข้าของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) โดยมีเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean absolute error : MAE) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root mean square error : RMSE) และเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute percentage error : MAPE) ผลจากการศึกษาพบว่าแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH มีความแม่นยำสูงกว่าเมื่อทำการเปรียบเทียบกับแบบจำลอง GARCH และมีระยะเวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายน้อยเมื่อเทียบกับแบบจำลอง ANN-GARCH นอกเหนือจากนี้ PCA-ANN-GARCH ยังเป็นแบบจำลองที่ง่ายต่อการเพิ่มตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำ ซึ่งเป็นประโยชน์ในการตัดสินใจซื้อขายหรือลงทุนในทองคำสำหรับนักลงทุนหรือผู้ประกอบการธุรกิจทองคำในประเทศไทย

คำสำคัญ : ความผันผวนของราคาทองคำ; การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก; วิธีโครงข่ายประสาทเทียม; แบบจำลอง GARCH



TITLE Principal Component Analysis and integrated Artificial Neural Networks in Econometric Model for Forecasting the Volatility of Gold Price

AUTHOR Wichit Khangphukhieo

DEGREE Master of Science **MAJOR** Statistical Management

ADVISORS Asst. Prof. Bung-on Kumphon, Ph.D.
Asst. Prof. Piyapatr Busababodhin, Ph.D.

UNIVERSITY Mahasarakham University **YEAR** 2016

ABSTRACT

This study aimed to create three forecasting models and to compare their performance for predicting the volatility of gold price viz., GARCH, ANN-GARCH, and PCA-ANN-GARCH, PCA is a technique used to reduce the number of input variables into an artificial neuron network. The Three criterion are mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), and mean absolute percentage error (MAPE) were used for the effective and precise model. The result shows that PCA-ANN-GARCH model was highly accurate comparing to the GARCH model and had shorter network learning time comparing to ANN-GARCH model. Furthermore, the PCA-ANN-GARCH model was more flexible in adding more variables that affect the gold price volatility. This study can be beneficial for investors and gold business owners when making a decision on investment in gold market.

Key Words : Volatility gold price; Principal component analysis; Artificial neural network; GARCH model



สารบัญ

หน้า

กิตติกรรมประกาศ.....	ก
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ค
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพประกอบ.....	ช
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ลัทธิการและเหตุผล.....	1
1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย.....	4
1.3 ความสำคัญของการวิจัย.....	4
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	4
1.6 นิยามศัพท์เฉพาะ.....	5
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 แนวคิดและข้อมูลเกี่ยวกับราคาทองคำแท่ง.....	7
2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	8
2.3 ทฤษฎีและแนวคิดเกี่ยวกับการพยากรณ์.....	14
2.4 วิธีโคร่งข่ายประสาทเทียมสำหรับงานพยากรณ์.....	22
2.5 แบบจำลองอนุกรมเวลาเมื่อมีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน.....	30
2.6 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโคร่งข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ.....	34
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	34
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	44
3.1 กรอบแนวคิด.....	44
3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา.....	45
3.3 ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย.....	46
บทที่ 4 ผลการวิจัย.....	51
4.1 ข้อมูลพื้นฐานราคาทองคำ.....	52
4.2 ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	55
4.3 ผลการสร้างแบบจำลอง GARCH.....	57
4.4 ผลการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH.....	61
4.5 ผลการสร้างแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH.....	63
4.6 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง.....	64



สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	66
5.1 สรุปผล	66
5.2 อภิปรายผล	68
5.3 ข้อเสนอแนะ	68
เอกสารอ้างอิง	70
ภาคผนวก	74
ภาคผนวก ก รายละเอียดการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA)	75
ภาคผนวก ข รายละเอียดแบบจำลอง GARCH	78
ภาคผนวก ค รายละเอียดแบบจำลอง ANN-GARCH	83
ภาคผนวก ง รายละเอียดแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH	92
ประวัติย่อผู้วิจัย	97



สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 2.1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่างๆ	26
ตาราง 2.2 ตารางสรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	41
ตาราง 3.1 เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์.....	47
ตาราง 4.1 ค่าสถิติพื้นฐานของราคาทองคำ	53
ตาราง 4.2 ค่าเมตริกซ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ	55
ตาราง 4.3 ค่าไอเก้นและร้อยละความแปรปรวนของตัวประกอบหลัก	56
ตาราง 4.4 ค่า Factor loading ก่อนและหลังการหมุนแกนด้วยวิธี Varimax.....	56
ตาราง 4.5 ผลการประมาณสมการค่าเฉลี่ยด้วยวิธีการ Box-Jenkins.....	57
ตาราง 4.6 ค่าสถิติทดสอบอติพิลแบบจำลอง ARCH	58
ตาราง 4.7 ผลการวัดความเหมาะสมของแบบจำลอง GARCH(p,q) ที่ Lag=9	59
ตาราง 4.8 ค่าพารามิเตอร์แบบจำลอง GARCH(1,1)	60
ตาราง 4.9 ค่าสถิติทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ล่วงหน้าที่แตกต่างกัน	61
ตาราง 4.10 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและผลตอบแทนราคาทองคำ	61
ตาราง 4.11 ผลการทดสอบและวัดประสิทธิภาพแบบจำลอง ANN-GARCH.....	62
ตาราง 4.12 ผลการวัดประสิทธิภาพและการทดสอบแบบจำลอง ANN-GARCH	63
ตาราง 4.13 ผลการวัดประสิทธิภาพและการทดสอบแบบจำลอง PC-ANN-GARCH	64
ตาราง 4.14 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง	65



สารบัญภาพประกอบ

	หน้า
ภาพประกอบ 1.1 แนวโน้มและการเคลื่อนไหวของราคาทองคำในประเทศไทย	2
ภาพประกอบ 2.1 โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single layer).....	23
ภาพประกอบ 2.2 โครงข่ายแบบมีชั้นซ้อน (Multiple layers).....	24
ภาพประกอบ 2.3 โครงข่ายแบบป้อนกลับที่มีนิวรอนซ่อนเร้น.....	26
ภาพประกอบ 3.1 แผนภาพขั้นตอนการดำเนินงาน.....	48
ภาพประกอบ 3.2 แผนภาพขั้นตอนการสร้างตัวแบบด้วยวิธีการทางเศรษฐมิติ.....	49
ภาพประกอบ 3.2 แผนภาพขั้นตอนการสร้างตัวแบบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	50
ภาพประกอบ 4.1 ลักษณะแนวโน้มราคาทองคำรายวัน (GP).....	53
ภาพประกอบ 4.2 แสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของผลตอบแทนราคาทองคำแบบลอการิทึม.....	54
ภาพประกอบ 4.3 ACF และ PACF ของค่า ε_t	58
ภาพประกอบ 4.4 ACF ของค่า $\hat{\varepsilon}_t$ และ ACF ของค่า $\hat{\varepsilon}_t^2$	59
ภาพประกอบ 4.5 สถาปัตยกรรมโครงข่าย PCA-ANN(8)-GARCH	64



บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

ทองคำเป็นโลหะที่ได้รับความนิยมตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน ด้วยคุณสมบัติของทองคำไม่ทำปฏิกิริยากับออกซิเจน สีของทองจึงมีความแวววาวอยู่เสมอและไม่เกิดสนิม มีความเหนียวและอ่อนตัวสามารถนำมาขึ้นรูปได้ง่าย ทั้งยังสามารถนำกลับมาใช้ใหม่โดยการทำให้บริสุทธิ์ (Purified) ด้วยคุณสมบัติที่พิเศษของทองคำ ได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานอิเล็กทรอนิกส์ และการสื่อสารโทรคมนาคม เช่น ดาวเทียมและยานอวกาศ เพื่อป้องกันการแผ่รังสีของดวงอาทิตย์ที่มากเกินไป และเป็นประโยชน์ในทางการแพทย์และทันตกรรม ที่นำมาใช้ในการอุดฟัน ทำฟันปลอม และการจัดฟัน ส่วนความต้องการหลักมาจากอุตสาหกรรมเครื่องประดับ อัญมณี โดยเฉพาะในประเทศอินเดียและจีน ที่มีความต้องการสูงในด้านการบริโภคที่เพิ่มมากขึ้น ซึ่งในด้านการลงทุนความต้องการของนักลงทุนมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น เนื่องด้วยนักลงทุนมีความกังวลค่าของสกุลเงินต่างๆ ประกอบกับนักลงทุนสามารถเข้าถึงการซื้อขายทองคำได้ง่ายขึ้น ขณะที่ความต้องการในภาคอุตสาหกรรมและการค้า เป็นไปตามวงจรธุรกิจ เพราะทองคำมีมูลค่าในตัวเองต่างกับเงินตราสกุลต่างๆ อาจเพิ่มหรือลดได้ ทองคำจึงถูกใช้เป็นสินทรัพย์การเก็งกำไรในตลาดการค้า เนื่องด้วยเป็นสินทรัพย์ที่ไม่มีค่าเสื่อมเหมาะแก่การลงทุนระยะยาว

จากสถานการณ์ราคาทองคำในตลาดโลกที่มีความผันผวน (Volatility) ตลอดเวลาและความผันผวนของราคาทองคำนั้นขึ้นอยู่กับหลายปัจจัยที่มีผลกระทบหรือเป็นตัวกำหนดราคา ได้แก่ ค่าเงินเหรียญสหรัฐ อัตราเงินเฟ้อ อัตราแลกเปลี่ยน สถานการณ์ทางการเมืองระหว่างประเทศ และระบบการเงิน ราคาดัชนีตลาดหลักทรัพย์ อุปสงค์ (Demand) และอุปทาน (Supply) ในตลาด ซึ่งในภาวะเศรษฐกิจโลกปรับตัวสูงขึ้นจะทำให้กำลังซื้อเพิ่มขึ้น ส่งผลให้ปริมาณความต้องการและราคาทองคำปรับตัวสูงขึ้น ขณะที่ภาวะเศรษฐกิจถดถอยเมื่อกำลังซื้อลดลงราคาทองคำจะลดลงตามไปด้วย เกิดจากการเทขายทองคำของนักลงทุน หรือแรงขายจากธนาคารกลางของประเทศต่างๆ ผลผลิตทองคำและปริมาณทองคำที่หมุนเวียนอยู่ในระบบ ในการลงทุนในภาวะเศรษฐกิจถดถอยหรือวิกฤติเศรษฐกิจ วิกฤติการณ์ทางการเมือง เงินเฟ้อในค่าเงินสกุลเงินดอลลาร์ และราคาน้ำมันในตลาดโลกที่สูงขึ้น ทำให้นักลงทุนส่วนใหญ่หันมาลงทุนหรือถือครองทองคำมากขึ้น เนื่องจากราคาทองคำปรับตัวสูงขึ้น และด้วยคุณลักษณะสินทรัพย์ที่มีความมั่นคงและปลอดภัยสูง แต่เมื่อภาวะเศรษฐกิจปรับตัวดีขึ้นนักลงทุนจะหันมาลงทุนในสินทรัพย์อื่นและถือครองทองคำลดลง (บริษัท ห้างขายทองคำอินฮัวเฮง จำกัด, 2558)

ในการซื้อขายทองคำที่เป็นมาตรฐานในประเทศไทยมีอยู่ 2 ชนิด คือทองคำรูปพรรณความบริสุทธิ์ที่ 96.5% และทองคำแท่งความบริสุทธิ์ที่ 99.99% โดยทองคำแท่งได้รับความนิยมและมีการลงทุนและการซื้อขายมากที่สุดในประเทศไทย เนื่องด้วยค่าธรรมเนียมในการซื้อขายที่ต่ำกว่าทองคำรูปพรรณ ได้รับการยกเว้นภาษี และมีส่วนต่างในการซื้อขายน้อยกว่าทองคำรูปพรรณ ขนาดหรือน้ำหนักทองคำที่นิยมซื้อขายกันจะมีตั้งแต่ 5 บาท 10 บาท 20 บาท และ 50 บาท ซึ่งทองคำความบริสุทธิ์ 99.99% ส่วนใหญ่จะเป็นที่นิยมสำหรับนักลงทุนต่างชาติ จากภาพประกอบ 1.1 แสดงให้เห็นถึงแนวโน้ม



ของราคาทองคำในประเทศไทยมีความผันผวน และดัชนีความเชื่อมั่นอยู่ต่ำกว่าระดับ 50 จุด ผลมาจากเศรษฐกิจโลกมีแนวโน้มชะลอตัวลง รวมถึงการปรับขึ้นดอกเบี้ยของธนาคารกลางสหรัฐฯ (FED) ส่วนปัจจัยหนุนราคาทองคำในประเทศไทย ยังเป็นการอ่อนตัวของค่าเงินบาทเทียบกับดอลลาร์สหรัฐฯ (ศูนย์วิจัยทองคำ, 2558) ในประเทศไทยทุกภาคส่วนมีการซื้อขายทองคำกันเองตลอดเวลา และการซื้อขายของร้านทองด้วยกันเอง จะมีปริมาณที่มากกว่าการซื้อขายกับผู้ลงทุนทั่วไปหลายสิบล้านเท่า ดังนั้นเมื่อสมาคมค้าทองคำประกาศราคาทองคำสูง หรือต่ำกว่าความเป็นจริงจากตลาดต่างประเทศมากไป จะทำให้ร้านทองเทขายทองคำกันเอง ส่งผลให้สมาคมค้าทองต้องปรับราคาที่เหมาะสมที่สุด เพื่อสะท้อนถึงความต้องการที่แท้จริง (สมาคมค้าทองคำ, 2558) ซึ่งมีการศึกษาการสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำอยู่หลายวิธี อาทิเช่น ปัญญา โขติประภา (2556) ได้ใช้วิธีการของ Box-Jenkins พบว่า ราคาทองคำแท่งในต่างประเทศเป็นปัจจัยชี้ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย และ ญัฐพงศ์ อวยพรภักขร (2549) ได้ใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network : ANN) พบว่า ราคาทองคำในตลาดโลกมีอิทธิพลมากกว่าอัตราแลกเปลี่ยน



ภาพประกอบ 1.1 แนวโน้มและการเคลื่อนไหวของราคาทองคำในประเทศไทย
ที่มา : (Thai Gold Price, 2015)

ความสามารถและประสิทธิภาพของวิธีการที่ใช้คาดการณ์ ในข้อมูลทางเศรษฐกิจและข้อมูลทางการเงินเป็นสิ่งสำคัญอย่างมาก สำหรับนักลงทุนและผู้ประกอบธุรกิจในทองคำ รวมทั้งการตัดสินใจในการลงทุนเพื่อกระจายความเสี่ยงที่ดี รวมทั้งในตลาดการเงินและเศรษฐกิจทั่วโลก ดังนั้นการคาดการณ์ความผันผวนของราคาทองคำ โดยใช้แบบจำลองที่ให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำที่ดี จึงเป็นสิ่งสำคัญอย่างมากสำหรับการตัดสินใจซื้อขาย และการลงทุนในตลาดทั่วโลก จากการศึกษาของ Bijari *et al.* (2009) ได้นำเสนอวิธีการ Box-Jenkins บูรณาการกับวิธีการ ANN เพื่อสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลตลาดทางการเงิน (Finance market) พบว่าเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ จากการศึกษาที่ผ่านมา พบว่าข้อจำกัดในการใช้งานของวิธีการ Box-Jenkins มีจำนวนมากและข้อจำกัดอีกหนึ่งข้อคือ ความแปรปรวนของความเคลื่อนไหวจะต้องมีความคงที่ (Homoscedasticity) ซึ่งข้อมูลทางเศรษฐกิจ ข้อมูลการเงิน มักเจอปัญหาความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ (Heteroskedasticity) จึงไม่เหมาะต่อการใช้งานกับวิธีการดังกล่าวใน



งานพยากรณ์ เมื่อพบปัญหาความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ Sonia (2015) ได้นำเสนอ การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำ ด้วยแบบจำลองที่ใช้กับอนุกรมเวลา เมื่อพบว่ามีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน คือแบบจำลองในกลุ่มของ Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) โดยทำการเปรียบเทียบ ประสิทธิภาพความแม่นยำจาก 3 แบบจำลอง คือ GARCH(1,1) IGARCH(1,1) และ FIGARCH(1,d,1) พบว่า FIGARCH(1,d,1) เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำ ถึงแม้ว่า แบบจำลองที่ได้จะมีความเหมาะสมในการพยากรณ์ กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความไม่คงที่ใน ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน แต่วิธีที่ซับซ้อนจะเจอปัญหาความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง เมื่อทำการพยากรณ์ในระยะยาว เนื่องจาก มีความผันผวนซึ่งเกิดจากอิทธิพลของตัวแปรทางเศรษฐกิจ อื่นๆ เป็นตัวกำหนด และเมื่อรวมตัวแปรเหล่านั้นเข้าไปในแบบจำลอง จะทำให้เกิดความคลาดเคลื่อน เพิ่มขึ้น ซึ่งผลของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มีผลทำให้เกิดความสูญเสียทางเศรษฐกิจ สำหรับการใช้งานด้วยแบบจำลองที่มีข้อบกพร่อง จะส่งผลกระทบต่อตลาดการเงิน เศรษฐกิจ และการตัดสินใจ ลงทุนในทองคำที่มีความผิดพลาดสูงเช่นเดียวกัน จากการศึกษาของ Lin (2015) ได้นำเสนอวิธีการ โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ มีข้อจำกัด ในการใช้งานน้อยกว่าวิธีการทางสถิติ และให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำอีกหนึ่งวิธี มาใช้ในการคาดการณ์ ราคาทองคำในต่างประเทศ ผลจากการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation neural network : BPN) ให้ประสิทธิภาพในการคาดการณ์ได้ดีกว่าการถดถอย องค์ประกอบหลัก (Principal component regression : PCR) และการถดถอยพหุคูณ (Multiple regression : MR)

การศึกษาและพัฒนาแบบจำลองเพื่อลดข้อผิดพลาด และประหยัดเวลาในการทำงาน ในการ สร้างแบบจำลองที่รวมตัวแปรที่เป็นส่วนสำคัญในการอธิบายความผันผวน และในกรณีที่มีปัญหาความ แปรปรวนของความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ในข้อมูล Kristjanpoller *et al.* (2015), Kristjanpoller *et al.* (2014), Bildirici *et al.* (2009) และ Donaldson *et al.* (1997) ได้ทำการพัฒนาแบบจำลองเพื่อลด ความคลาดเคลื่อน และเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ โดยการประยุกต์วิธีการของโครงข่าย ประสาทเทียม (ANN) รวมกับแบบจำลอง GARCH เป็นแบบจำลองไฮบริดจ์ คือ ANN-GARCH โดยใช้ วิธีการของ ANN ช่วยในการรวมตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำเข้าไปในแบบจำลอง เป็นข้อมูลนำเข้า (Input) ในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่าย ทำให้การสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ สามารถที่จะรวมตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำที่สำคัญเข้าไปในแบบจำลอง เนื่องจากการพยากรณ์ความผันผวนไม่ได้เกิดจากข้อมูลราคาทองคำในอดีตที่ผ่านมาเท่านั้น แต่มีอิทธิพล จากตัวแปรอื่นๆ ที่เป็นตัวกำหนดความผันผวนในอดีตและในอนาคต ในการพยากรณ์ระยะยาว แบบจำลอง ANN-GARCH สามารถเพิ่มประสิทธิภาพความถูกต้องและความแม่นยำของการคาดการณ์ ความผันผวน เมื่อเทียบกับแบบจำลอง GARCH โดยวิธีการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH มีข้อจำกัดใน การเลือกตัวแปรนำเข้า ซึ่งขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์และข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง ในขณะที่ไม่ สามารถคาดการณ์ลักษณะของแบบจำลอง ANN-GARCH ในการพยากรณ์ได้ ขึ้นอยู่กับความคลาดเคลื่อน ในการพยากรณ์ ในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่าย การพยายามรวมตัวแปรที่เป็นปัจจัยทางเศรษฐกิจ เข้าไปในแบบจำลอง มีวิธีการจำนวนมากแต่ละวิธีมีกระบวนการ ข้อกำหนด และประสิทธิภาพที่ แตกต่างกัน



จากการศึกษาของ Wang *et al.* (2015) ได้นำเสนอแบบจำลอง PCA-STNN ซึ่งวิธีการนี้เกิดจากการรวมเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle component analysis : PCA) รวมกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอิทธิพลของเวลาอย่างสุ่ม (Stochastic time effective artificial neural network : STNN) โดยพบว่าเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ SSE HS300 S&P500 และ DJIA

ด้วยแบบจำลองที่ใช้ในพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำในประเทศไทย ให้ผลการพยากรณ์ไม่สะท้อนความเป็นจริงในราคาการซื้อขายและราคาทองคำที่เกิดขึ้นในอนาคต จึงเป็นเรื่องยากที่จะคาดการณ์ให้มีความแม่นยำ เนื่องด้วยความผันผวนของราคาทองคำ เกิดจากตัวแปรปัจจัยทางเศรษฐกิจหลายปัจจัยที่เป็นตัวกำหนด แต่เนื่องจากการลงทุนในทองคำ ยังคงเป็นสินทรัพย์ประเภทหนึ่งที่ได้รับ ความสนใจจากนักลงทุน และถูกใช้เป็นเครื่องมือในการลงทุนที่ดี เนื่องด้วยการลงทุนในทองคำนั้น มีความปลอดภัยสำหรับเหตุการณ์ที่ไม่คาดฝัน (Shock) และมีความเสี่ยงในการลงทุนต่ำกว่าการลงทุนในหลักทรัพย์อื่นๆ ดังนั้น ผู้วิจัยจึงสนใจศึกษาแบบจำลอง ในการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ ด้วยการนำเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มาประยุกต์ใช้ในการสร้างแบบจำลองทางเศรษฐมิติเป็นแบบจำลองไฮบริดจ์ตัวใหม่ ที่ยังให้ผลในการพยากรณ์มีความแม่นยำ และยังเป็นแบบจำลองที่สามารถรวมตัวแปรปัจจัยทางเศรษฐกิจ ที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนราคาทองคำเข้าไปในแบบจำลอง

1.2 ความมุ่งหมายของการวิจัย

เพื่อสร้างแบบจำลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำ

1.3 ความสำคัญของการวิจัย

ได้แบบจำลองในการพยากรณ์ราคาขายทองคำที่เหมาะสมและให้ความแม่นยำสูง สามารถนำไปใช้พยากรณ์ ความผันผวนของทองคำในประเทศไทย และยังเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์ การตัดสินใจซื้อขายหรือลงทุนในทองคำ ซึ่งข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ยังเป็นประโยชน์ ในการวางแผนการกำหนดราคา การผลิต การนำเข้าและส่งออก สำหรับผู้ประกอบการธุรกิจทองคำในประเทศไทย และเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจการวางแผนกำหนดราคาทองคำของสมาคมค้าทองคำ

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ เพื่อหาแบบจำลองใหม่ที่ให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ



1.4.1 วิธีการ

1.4.1.1 วิธีการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH)

1.4.1.2 แบบจำลองไฮบริดจ์ ANN-GARCH ซึ่งเป็นแบบจำลองที่เกิดจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks : ANN) และแบบจำลอง GARCH

1.4.1.3 วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองเมื่อมีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน (Principal component analysis and artificial neural networks method within the time series model of heteroskedasticity : PCA-ANN-GARCH)

1.4.2 ข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary) เกี่ยวกับข้อมูลแบบอนุกรมเวลารายวัน ตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 จำนวน 2,788 วัน ประกอบด้วย

1.4.2.1 ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย (หน่วย: บาท) (Gold) และราคาทองคำในตลาดโลก (Gold spot) จากเว็บไซต์ สมาคมค้าทองคำ (www.goldtraders.or.th)

1.4.2.2 ราคาน้ำมันดิบโลก WTI (Oil) จากเว็บไซต์ U.S. Energy information administration (EIA) (www.eia.gov)

1.4.2.3 อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ (USD) อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน (JPY) จากเว็บไซต์ ธนาคารแห่งประเทศไทย (www.bot.or.th)

1.4.2.4 ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Thailand) จากเว็บไซต์ ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (www.set.or.th)

1.4.2.5 ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross domestic product : GDP) จากเว็บไซต์ สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (www.nesdb.go.th)

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1 ทองคำ คือ ทองคำแท่งที่มีความบริสุทธิ์ 96.5% ที่เป็นมาตรฐานในประเทศไทย ขนาดหรือน้ำหนักทองคำที่นิยมซื้อขายกันจะมีตั้งแต่ 5 บาท 10 บาท 20 บาท และ 50 บาท

1.5.2 ความผันผวน คือ ลักษณะของข้อมูลที่มีค่าขึ้นๆ ลงๆ ได้ตลอดเวลา

1.5.3 ราคาทองคำต่างประเทศ (Gold spot) คือ ราคาทองต่างประเทศที่มีการซื้อขายทองโดยใช้เงินสกุลดอลลาร์/ออนซ์

1.5.4 ราคาทองคำ คือ ราคาซื้อขายทองคำแท่งในประเทศไทยที่มีความบริสุทธิ์ 96.5% ตามประกาศของสมาคมค้าทองคำ (Gold traders associations)

1.5.5 อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ (USD) คือ อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทเทียบกับเงินสกุลดอลลาร์สหรัฐ

1.5.6 อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน (JPY) คือ อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทเทียบกับเงินสกุลเยน ประเทศญี่ปุ่น



1.5.7 ราคาน้ำมันดิบ คือ ราคาน้ำมันดิบดิบลิฟท์ไอ (West texas intermediate : WTI) (Dollars per barrel)

1.5.8 ดัชนีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Thailand) คือ ดัชนีที่สะท้อนความเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ จากหุ้นสามัญทุกตัวที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (รวมหน่วยลงทุนของกองทุนรวมอสังหาริมทรัพย์ที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์)

1.5.9 ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) คือ มูลค่าตลาดของสินค้าและบริการขั้นสุดท้ายที่ผลิตในประเทศในช่วงเวลาหนึ่งๆ โดยไม่คำนึงว่าผลผลิตนั้นจะผลิตขึ้นมาด้วยทรัพยากรของชาติใดสามารถใช้เป็นตัวบ่งชี้ถึงมาตรฐานการครองชีพของประชากรในประเทศไทย โดยวัดมูลค่าที่แท้จริงโดยวิธีการคำนวณแบบปริมาณลูกโซ่ (Chain volume measures : CVM)



บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยทำการประยุกต์วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) รวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ (PCA-ANN-GARCH) ในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ในบทนี้จะกล่าวถึง แนวคิดทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยสรุปได้ดังนี้

- 2.1 แนวคิดและข้อมูลเกี่ยวกับราคาทองคำแท่ง
- 2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก
- 2.3 ทฤษฎีและแนวคิดเกี่ยวกับการพยากรณ์
- 2.4 วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับงานพยากรณ์
- 2.5 แบบจำลองอนุกรมเวลาเมื่อมีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่ม

คลาดเคลื่อน

2.6 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.7.1 งานวิจัยในประเทศ

2.7.2 งานวิจัยต่างประเทศ

2.1 แนวคิดและข้อมูลเกี่ยวกับราคาทองคำแท่ง

ปัจจุบันการกำหนดคุณภาพของทองคำ ใช้ความบริสุทธิ์ของทองคำในการบ่งบอกคุณภาพ โดยการคิดเนื้อทองเป็น “กะรัต” ซึ่งทองคำบริสุทธิ์ หมายถึง ทองคำที่มีเนื้อทอง 99.99% หรือมากกว่า หรือเรียกกันว่าทองร้อยเปอร์เซ็นต์ ในทองคำบริสุทธิ์ไม่มีโลหะหรือสารอื่นเจือปนอยู่เรียกว่าทอง 24 กะรัต หากมีความบริสุทธิ์ของทองคำลดลงแสดงว่ามีโลหะอื่นเจือปนมากขึ้นตามส่วน ทอง 14 กะรัต ที่มีเนื้อทองบริสุทธิ์ 14 ส่วนและมีโลหะอื่นเจือปน 10 ส่วน ส่วนมากนิยมนำมาทำเป็นเครื่องประดับต่างๆ ในอุตสาหกรรมอัญมณี

สำหรับประเทศไทยใช้มาตรฐานความบริสุทธิ์ของทองคำที่ 96.5% เทียบเป็นกะรัตประมาณ 23.16K ซึ่งจะได้สีทองที่เหลืองเข้มกำลังดี และมีความแข็งของเนื้อทองพอเหมาะสำหรับการนำมาทำเครื่องประดับ เนื่องจากทองคำบริสุทธิ์ 99.99% มีความอ่อนตัวมากจึงไม่สามารถนำมาทำเป็นเครื่องประดับได้ จึงจำเป็นต้องผสมโลหะอื่นลงไป เพื่อปรับคุณสมบัติทางกายภาพของทองคำให้แข็งขึ้น ให้มีความคงทนต่อการสึกหรอ โลหะที่นิยมนำมาผสมกับทองคำได้แก่ เงิน ทองแดง นิกเกิล และสังกะสี ซึ่งอัตราส่วนจะสัมพันธ์ตามความต้องการของ ผู้ผลิตทองรูปพรรณแต่ละรายจะมีสูตรของตนเอง ในการผสมโลหะอื่นเข้ากับทอง บางรายอาจผสมทองแดงเป็นสัดส่วนที่มากหน่อยเพราะต้องการให้สีของทองออกมามีสีอมแดง หรือบางรายอาจชอบให้ทองของตนสีออกเหลืองขาวก็ผสมเงินในอัตราส่วนที่



พอเหมาะ ซึ่งทั้งหมดนั้นจะได้ความบริสุทธิ์ของทองคำ 96.5% เช่นเดียวกันหน่วยวัดน้ำหนักทองที่เป็นสากล คือ กรัม (Grams) หน่วยทรอยออนซ์ (Troy Ounces) เป็นหน่วยที่ใช้กำหนดราคาซื้อขายในตลาดโลก จะใช้กันในประเทศที่ใช้ภาษาอังกฤษ เช่น สหรัฐอเมริกา ออสเตรเลีย หน่วยเทล (Tael) ส่วนใหญ่ใช้ในประเทศที่ใช้ภาษาจีน เช่นฮ่องกง ไต้หวัน จีน หน่วยโทลา (Tola) จะใช้กันในอินเดีย ปากีสถาน สิงคโปร์ และประเทศในตะวันออกกลาง หน่วยชิ (Chi) ใช้ในประเทศเวียดนาม หน่วยดอน (Don) ใช้ในประเทศเกาหลีใต้ และหน่วยบาท (Baht) ใช้ในประเทศไทย

ราคาทองคำในประเทศไทยถูกกำหนดจากหลายปัจจัย โดยมีคณะกรรมการควบคุมราคาทองของสมาคมค้าทองคำในประเทศไทย ดูแลการซื้อขายตลอดเวลา ในการกำหนดราคาทองคำ เกิดจากการตัดสินใจของคณะกรรมการ ห้างทองจีนฮั่วเฮง ห้างทองฮั่วเซ่งเฮง ห้างทองเลียงเส็งเฮงพาณิชย์ ห้างทองหล้าฮั่ววด ห้างทองแต่จีบสุข โดยถือเสียงส่วนมาก 3 ใน 5 เสียง สำหรับการกำหนดราคาทองของสมาคม อ้างอิงจากราคา Gold spot บวกหรือลบค่า Premium จากผู้ค้าทองในต่างประเทศ แล้วจึงนำมาคำนวณกับค่าเงินบาท จากนั้นจะทำการแปลงหน่วยน้ำหนักจากหน่วย Ounce ให้เป็นหน่วยน้ำหนักของไทย คือ บาท ในการตัดสินใจประกาศราคาทองในประเทศแต่ละครั้งต้องพิจารณาองค์ประกอบของ Demand และ Supply ทองคำภายในประเทศด้วย (สมาคมค้าทองคำ, 2558)

2.2 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal component analysis : PCA) กัลยา วาณิชบัญชา (2551) เป็นการลดจำนวนตัวแปร โดยการสร้างเซตของตัวแปรใหม่ให้เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม และเซตของตัวแปรใหม่จะมีรายละเอียดหรือข้อมูลของตัวแปรเดิม จำนวนตัวแปรใหม่จะต้องไม่เกินจำนวนตัวแปรเดิม นั่นคือ กรณีที่มีตัวแปรเดิม p ตัว จำนวนตัวแปรใหม่เท่ากับ m ตัวจะได้ว่า $m \leq p$ หลักการของการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก ในที่นี้จะใช้ PC_i แทนตัวประกอบหลักที่ i ; $i = 1, 2, \dots, p$ การสร้าง PC_i จะมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นที่ 1 การสร้าง PC_1 ซึ่งเป็นตัวแปรใหม่ตัวแรก โดยให้ PC_1 เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิมทั้ง p ตัว และจะต้องสกัดหรือดึงค่าความแปรปรวนจากตัวแปรทั้ง p ตัวมาไว้ PC_1 ให้มากที่สุด ซึ่งจะทำให้ PC_1 มีค่าความแปรปรวนมากที่สุด เมื่อเทียบกับ PC_i ; $i = 1, 2, \dots, p$ โดยที่

$$PC_1 = w_{11}X_1 + w_{12}X_2 + \dots + w_{1p}X_p$$

หรือ $PC_1 = w'_1x$ ที่ทำให้ $Var(w'_1x)$ มีค่ามากที่สุด และ $w'_1w_1 = 1$

ขั้นที่ 2 การสร้างตัวประกอบหลักที่ 2 หรือ PC_2 จะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม p ตัว และสกัดรายละเอียดหรือความแปรปรวนที่เหลือจาก PC_1 โดยจะต้องสกัดความแปรปรวนที่เหลือจาก PC_1 มาไว้ใน PC_2 ให้มากที่สุดเท่าที่จะทำได้ และ PC_2 จะต้องไม่มีความสัมพันธ์กับ PC_1

$PC_2 = w_{21}X_1 + w_{22}X_2 + \dots + w_{2p}X_p$ หรือ $PC_2 = w'_2x$ ที่ทำให้ $Var(w'_2x)$ มีค่ามากที่สุด โดยมีเงื่อนไข $w'_2w_1 = 0$ และ $Cov(w'_1x, w'_2x) = 0$



ขั้นที่ k การสร้างตัวประกอบหลักที่ k หรือ PC_k จะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม p ตัว และจะสกัดความแปรปรวนที่เหลือจาก $PC_1, PC_2, \dots, PC_{k-1}$ มาไว้ใน PC_k จะต้องไม่มีความสัมพันธ์กับ $PC_1, PC_2, \dots, PC_{k-1}$ โดยที่

$PC_k = w_{k1}X_1 + w_{k2}X_2 + \dots + w_{kp}X_p$ หรือ $PC_k = w'_k x$ ที่ทำให้ $Var(w'_k x)$ มีค่ามากที่สุด โดยมีเงื่อนไข $w'_k w_k = 1, w'_j w_k = 0 ; j \neq k$ และ $Cov(w'_k x, w'_j x) = 0$ สำหรับ $j < k$

ขั้นที่ p การสร้างตัวประกอบหลักที่ p หรือ PC_p จะมีความผันแปรของตัวแปรเดิมที่เหลือจาก $PC_1, PC_2, \dots, PC_{p-1}$ และไม่มีความสัมพันธ์กับ $PC_1, PC_2, \dots, PC_{p-1}$ โดยที่

$PC_p = w_{p1}X_1 + w_{p2}X_2 + \dots + w_{pp}X_p$ หรือ $PC_p = w'_p x$ ที่ทำให้ $Var(w'_p x)$ มีค่ามากที่สุด โดยมีเงื่อนไข $w'_p w_p = 1$ และ $Cov(w'_p x, w'_j x) = 0$ สำหรับ $j < p$ ความแปรปรวนของตัวแปรเดิม p ตัว เท่ากับ ความผันผวนของตัวประกอบหลัก p ตัว หรือ

$$Var(X_1) + Var(X_2) + \dots + Var(X_p) = Var(PC_1) + Var(PC_2) + \dots + Var(PC_p)$$

จากวิธีการข้างต้นจะทำให้ ค่าแปรปรวน PC_p จะมากที่สุดและค่าแปรปรวนของ PC จะลดลงเรื่อยๆ จนทำให้ค่าแปรปรวนของ PC_p ต่ำสุดหรือ $Var(PC_1) \geq Var(PC_2) \geq \dots \geq Var(PC_p)$ ถ้าเวกเตอร์ตัวแปรสุ่ม $x' = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ ซึ่งมีเมทริกซ์ค่าแปรปรวนร่วม Σ และมีค่าไอเก้น (Eigenvalue) $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ โดยเขียนตัวประกอบหลักให้อยู่ในรูปฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปร $X_1, X_2, \dots, X_p$ คือ

$$\begin{aligned} PC_1 &= w'_1 x = w_{11}X_1 + w_{12}X_2 + \dots + w_{1p}X_p \\ PC_2 &= w'_2 x = w_{21}X_1 + w_{22}X_2 + \dots + w_{2p}X_p \\ &\vdots \\ PC_p &= w'_p x = w_{p1}X_1 + w_{p2}X_2 + \dots + w_{pp}X_p \end{aligned}$$

$$\text{และ } Var(PC_i) = w'_i \Sigma w_i \quad ; i = 1, 2, \dots, p$$

สำหรับความแปรปรวนร่วมของ PC_i และ PC_k คือ

$$Cov(PC_i, PC_k) = w'_i \Sigma w_k \quad ; i \neq k; \quad i, k = 1, 2, \dots, p$$

โดยที่ $PC_1, PC_2, \dots, PC_p$ เป็นตัวแปรใหม่หรือตัวประกอบหลัก p ตัว และ w_{ij} เป็นสัมประสิทธิ์หรือน้ำหนักของตัวแปรเดิม X_{ij} ที่มีต่อตัวประกอบหลัก PC_i โดยที่ $PC_1, PC_2, \dots, PC_p$ ไม่มีความสัมพันธ์กัน ถ้าเวกเตอร์ $x' = (X_1, X_2, \dots, X_p)$ ซึ่งมีเมทริกซ์ค่าแปรปรวนร่วม Σ ที่มีค่าไอเก้นหรือค่าไอเก้นเวกเตอร์ $(\lambda_1, w_1), (\lambda_2, w_2), \dots, (\lambda_p, w_p)$ โดยที่ค่าไอเก้น $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$



เวกเตอร์ไอเก้น $w' = (w_1, w_2, \dots, w_p)$ ถ้า $PC_1 = w_1'x, PC_2 = w_2'x, \dots, PC_p = w_p'x$ เป็นตัวประกอบหลัก p ค่า แล้วจะได้ว่า

$$\sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p = \sum_{i=1}^p \text{Var}(PC_i)$$

$$\therefore PC_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad ; k = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

กำหนดให้ PC_k คือ มีสัดส่วนของค่าแปรปรวนที่ k

λ_i คือ ค่าไอเก้นที่ $i; i = 1, 2, \dots, p$

λ_k คือ ค่าไอเก้นที่ $k; k = 1, 2, \dots, p$

สำหรับค่าไอเก้น $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ ของตัวประกอบหลัก $PC_1, PC_2, \dots, PC_p$ ตามลำดับ โดยที่ค่าไอเก้นที่ $i(\lambda_i)$ จะเป็นค่าความแปรปรวนของตัวประกอบหลักที่ $i(PC_k)$ ส่วนเวกเตอร์ไอเก้นที่ $k(w_k)$ จะเป็นน้ำหนักของตัวแปรเดิมในตัวประกอบหลักที่ $k(PC_k)$

2.2.1 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลัก

ตัวแปรใหม่หรือตัวประกอบหลักจะไม่มีความสัมพันธ์กันเอง ดังนั้นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง PC_i และ $PC_j (i \neq j)$ จะเป็นศูนย์ แต่ตัวประกอบหลักกับตัวแปรเดิมจะมีความสัมพันธ์โดยวัดความสัมพันธ์ระหว่าง PC_i กับ X_i ด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และเรียกค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบหลักและตัวแปรเดิมว่า Loading ดังนั้นค่า Loading จึงเป็นค่าที่แสดงถึงอิทธิพลของตัวแปรเดิมที่มีต่อการสร้างตัวประกอบหลัก ถ้าค่า Loading ของตัวแปรเดิมใดมีค่ามาก (ใกล้ +1 หรือใกล้ -1) แสดงว่าตัวแปรเดิมนั้นมีความสำคัญหรือมีส่วนร่วมในการสร้างตัวประกอบหลักมาก

สมการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิมกับตัวประกอบหลักเป็นดังนี้

$$\begin{aligned} Z_1 &= \ell_{11}PC_1 + \ell_{12}PC_2 + \dots + \ell_{1p}PC_p \\ Z_2 &= \ell_{21}PC_1 + \ell_{22}PC_2 + \dots + \ell_{2p}PC_p \\ &\vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ Z_p &= \ell_{p1}PC_1 + \ell_{p2}PC_2 + \dots + \ell_{pp}PC_p \end{aligned}$$

โดยที่ Z_j เป็นตัวแปร X_j ที่ปรับให้อยู่ในรูปมาตรฐาน ; $j = 1, 2, \dots, p$



สำหรับค่า Loading นอกจากจะคำนวณได้จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แล้ว สามารถคำนวณได้จาก สมการ (2)

$$\ell_{ij} = \frac{w_{ij}}{S_j} \sqrt{\lambda_i} \quad (2)$$

กำหนดให้ ℓ_{ij} คือ Loading ของตัวแปรเดิมที่ $j(X_j)$ กับตัวประกอบหลักที่ $i(PC_i)$

w_{ij} คือ น้ำหนักของตัวแปรเดิมที่ j ในการสร้างตัวแปรหลักที่ $i(PC_i)$

λ_i คือ ค่าไอเกนของตัวประกอบหลักที่ i (ค่าความแปรปรวนของตัวประกอบหลักที่ $i(PC_i)$)

S_j คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรที่ $j(X_j)$

2.2.2 ชนิดของข้อมูลในการสร้างตัวประกอบหลัก

ในการสร้างตัวประกอบหลักเป็นการหาค่าสัมประสิทธิ์หรือน้ำหนัก (w_{ij}) ของตัวแปรเดิม โดยจะคำนวณจากเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม (Σ) จะพบว่า ถ้ามีตัวแปรเดิมตัวใดตัวหนึ่ง มีค่าแปรปรวนมากกว่าตัวแปรอื่นๆ มากจะทำให้ตัวแปรที่มีค่าความแปรปรวนมาก มีส่วนในการสร้างตัวประกอบหลักมาก ในขณะที่ตัวแปรเดิมที่มีค่าแปรปรวนต่ำ แทบจะไม่มีผลต่อการสร้างตัวประกอบหลักเลย หรือตัวประกอบหลักที่ได้จะขึ้นอยู่กับตัวแปรที่มีค่าแปรปรวนมากเท่านั้น

กรณีที่ค่าความแปรปรวนเดิมต่างกันมากๆ ถ้าใช้เมทริกซ์ค่าแปรปรวนร่วมในการสร้างตัวประกอบหลัก จะทำให้ตัวประกอบหลักตัวแรกๆ มีค่าแปรปรวนมาก และตัวประกอบหลักจะเป็นตัวแทนของตัวแปรเดิมที่มีค่าแปรปรวนมาก

ดังนั้น เพื่อป้องกันไม่ให้ตัวแปรที่มีค่าแปรปรวนมากเป็นตัวแปรที่สำคัญในการสร้างตัวประกอบหลักจึงควรทำการปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปมาตรฐาน (Standardized) ก่อนหรือแทนที่จะใช้เมทริกซ์ค่าแปรปรวน หรือค่าแปรปรวนร่วม ให้ใช้เมทริกซ์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (ρ)

2.2.3 การพิจารณาตัวประกอบหลักที่เหมาะสม

แนวทางในการพิจารณาจำนวนตัวประกอบหลักมีดังนี้

2.2.3.1 พิจารณาจากร้อยละความแปรปรวนสะสม ถ้าร้อยละความแปรปรวนสะสมของตัวประกอบหลัก m ตัวแรก เป็นอย่างต่ำร้อยละ 80 ก็ควรให้จำนวนตัวประกอบหลักเท่ากับ m โดยที่ $m < p$

2.2.3.2 ใช้กราฟ Scree plot ในการพิจารณาตัวประกอบหลักที่เหมาะสม โดยการพล็อตค่าไอเกน ถ้าตัวประกอบหลักตัวที่ $m+1$ มีค่าไอเกนต่ำมากเมื่อเทียบกับตัวที่ m หรือค่าไอเกนลดลงอย่างรวดเร็ว ก็ไม่ควรพิจารณาตัวประกอบหลักตัวที่ $m+1, \dots, p$ หรือควรมีตัวประกอบหลัก m ตัวเท่านั้น

2.2.4 ความหมายของตัวประกอบหลัก

ความหมายของตัวประกอบหลักควรจะอธิบายถึงความหมายตัวแปรเดิม เนื่องจากตัวประกอบหลักเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม ค่า Loading จะเป็นค่าที่ใช้อธิบายความหมายของตัวประกอบหลักแต่ละตัว เนื่องจากค่า Loading เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเดิม



ที่ p กับตัวประกอบหลักที่ i (PC_i) การศึกษาความหมายของตัวประกอบหลักควรเป็นความหมายของตัวแปรเดิมตัวใดบ้างนั้น ให้พิจารณาจากค่า Loading ถ้าค่า Loading ของตัวแปรเดิมตัวใดมีค่ามาก ความหมายของตัวประกอบหลักควรเป็นความหมายของตัวแปรนั้น โดยทั่วไปกำหนดว่าถ้าค่า Loading มากกว่าหรือเท่ากับ ± 0.5 จะพิจารณาความหมายของตัวแปรเดิมนั้นให้เป็นความหมายของตัวประกอบหลัก

2.2.5 การตรวจสอบความเหมาะสมในการใช้เทคนิคการวิเคราะห์ปัจจัย

การสร้างปัจจัยร่วมซึ่งเป็นตัวแทนของตัวแปรหลายๆตัวได้นั้น ตัวแปรเหล่านั้นจะต้องมีความสัมพันธ์กัน ถ้าหากตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กัน จะทำให้ไม่สามารถสร้างปัจจัยร่วมได้ จึงต้องมีการตรวจสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรก่อนที่จะทำการสร้างปัจจัยร่วม ในการศึกษาครั้งนี้ ใช้วิธีการตรวจสอบโดยใช้ Bartlett's Sphericity test เพื่อตรวจสอบว่าเมทริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปร p ตัว สามารถแบ่งเป็นปัจจัยร่วม หรือกลุ่มที่ตัวแปรที่ไม่มีส่วนร่วมกันหรือสหสัมพันธ์กัน ได้หรือไม่ โดย Bartlett's Sphericity test จะมีการแจกแจงแบบไคกำลังสอง ซึ่งเป็นฟังก์ชันของค่าดีเทอร์มิแนนต์ ของเมทริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ดังสมการ (3)

$$\chi^2 = - \left[(n-1) - \frac{(2p+5)}{6} \right] \ln|R| \quad (3)$$

โดยที่ χ^2 คือ มีค่าองศาอิสระเท่ากับ $\frac{1}{2} p(p-1)$

$\ln|R|$ คือ ค่าล็อกของดีเทอร์มิแนนต์ของเมทริกซ์สหสัมพันธ์ R

p คือ ตัวแปร

n คือ จำนวนข้อมูล

การหาค่าดีเทอร์มิแนนต์ของ R สามารถใช้ค่าไคเก้นดังนี้

$$|R| = \prod_{i=1}^p \lambda_i$$

โดยที่ λ_i คือค่าไคเก้นของตัวแปรที่ i โดยที่ $i=1,2,\dots,p$

สมมติฐานการทดสอบ (Hypothesis testing)

$H_0 : R = I$ หรือเมทริกซ์สหสัมพันธ์เป็นเมทริกซ์เอกลักษณ์

$H_1 : R \neq I$ หรือเมทริกซ์สหสัมพันธ์ไม่เป็นเมทริกซ์เอกลักษณ์

ถ้าตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กัน จะได้ว่า $R = I$ ซึ่งทำให้ค่าไคเก้นของตัวแปรมีค่าใกล้ 1 หรือ $|R|$ มีค่าใกล้ 1 ซึ่งมีผลทำให้ $\ln|R|$ ลู่เข้าสู่ศูนย์ ค่า χ^2 จะต่ำ จึงยอมรับ H_0 นั่นคือ ไม่สมควรใช้การวิเคราะห์ปัจจัยกับตัวแปรชุดดังกล่าว

แต่ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่ามาก หรือตัวแปรมีความสัมพันธ์กัน จะทำให้ค่าไคเก้นของบางตัวแปรมีค่ามากกว่าหนึ่ง ขณะที่ค่าไคเก้นของบางตัวแปรมีค่าใกล้ศูนย์ จะทำให้ $\ln|R|$ มีค่า



ติดลบมาก ซึ่งมีผลให้ค่า χ^2 สูง จะปฏิเสธ H_0 นั่นคือ สมควรที่จะใช้การวิเคราะห์ปัจจัยได้ การสรุปผลการทดสอบ จะปฏิเสธ H_0 ถ้า $\chi^2 > \chi^2$ ที่องศาอิสระ $\frac{1}{2}p(p-1)$ โดยที่ $\alpha =$ ระดับนัยสำคัญ

2.2.6 การหมุนแกนปัจจัยร่วม

กรณีที่มีค่า Loading ของตัวแปรต่างๆ ในปัจจัยร่วมไม่ชัดเจน คือไม่มีค่า Loading ของตัวแปรใดมีค่ามาก (มีค่าใกล้ +1 หรือ -1) ในปัจจัยร่วมหนึ่งและมิต้าน้อย (มีค่าใกล้ 0) ในปัจจัยร่วมอื่น ทำให้ไม่สามารถให้ความหมายของปัจจัยร่วมได้ชัดเจน จึงต้องทำการหมุนแกนของปัจจัยร่วม โดยวัตถุประสงค์การหมุนแกนปัจจัยร่วมคือเพื่อให้ค่า Loading ของตัวแปรแต่ละตัวมีค่าเพิ่มขึ้น ในปัจจัยร่วมใดปัจจัยหนึ่งและมีค่าลดลงในปัจจัยอื่นๆ จึงทำให้ทราบว่าตัวแปรใดมีส่วนร่วมในปัจจัยร่วมแต่ละปัจจัย หรือการหมุนแกนปัจจัยร่วมเพื่อที่จะทำให้เห็นโครงสร้างของปัจจัยร่วมได้ชัดเจน จนสามารถให้ความหมายหรืออธิบายความหมายของปัจจัยร่วมแต่ละปัจจัยได้

วิธีการหมุนแกนปัจจัยร่วมมีหลายวิธี ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้จากการหมุนอาจจะแตกต่างกัน เมื่อใช้วิธีการหมุนแกนที่แตกต่างกัน แต่อย่างไรก็ตามถึงแม้จะทำให้ปัจจัยร่วมแตกต่างกันหรือกล่าวได้ว่าถึงแม้ค่า Loading ในเมทริกซ์ ปัจจัยร่วมแตกต่างกันหรือเปลี่ยนแปลง และสัดส่วนของความผันแปรของตัวแปรแต่ละตัวมีส่วนร่วมในปัจจัยร่วมแต่ละปัจจัยไม่เปลี่ยนแปลง ดังนี้

2.2.6.1 การหมุนแกนปัจจัยร่วมให้ตั้งฉากกัน (Orthogonal rotation) เป็นวิธีการหมุนแกนปัจจัยร่วม ที่เมื่อหมุนแกนปัจจัยร่วมแล้ว ทำให้แกนปัจจัยร่วมตั้งฉากกันหรือเป็นอิสระกัน เพื่อให้ค่า Loading เพิ่มขึ้นในปัจจัยร่วมบางปัจจัยและลดลงในปัจจัยร่วมอื่นๆ วิธีการหมุนแกนปัจจัยร่วมให้ตั้งฉากกันหรือให้ปัจจัยร่วมเป็นอิสระกันมีวิธีย่อยหลายวิธี ทั้งนี้ขออธิบาย 3 วิธี คือ Varimax, Quarimax และ Equamax โดยมีรายละเอียดดังนี้

2.2.6.1.1 วิธี Varimax การหมุนแกนปัจจัยร่วมโดยวิธี Varimax มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อให้ตัวแปรแต่ละตัวมีค่า Loading สูงในปัจจัยร่วมเพียงปัจจัยเดียวและมีค่า Loading ต่ำมากหรือใกล้ศูนย์ในปัจจัยร่วมอื่นๆ หรือกล่าวได้ว่าเป็นวิธีที่ทำให้มีจำนวนตัวแปรน้อยที่สุดที่มีค่า Loading สูงในปัจจัยร่วม 1 ปัจจัย วิธี Varimax เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมและมักจะใช้กับวิธีตัวประกอบหลัก

2.2.6.1.2 วิธี Quarimax จะทำการหมุนแกนปัจจัยร่วมเพื่อให้ได้ Factor Loading ที่มีคุณสมบัติดังนี้ เหลือ หรือกล่าวได้ว่าตัวแปรแต่ละตัวควรมีค่า Loading ใกล้ +1 หรือ -1 ในปัจจัยร่วมปัจจัยใดปัจจัยหนึ่ง จากคุณสมบัติของ Quarimax ข้างต้นจะทำให้มีปัจจัยร่วมหนึ่งที่เป็นปัจจัยร่วมของทุกตัวแปรส่วนปัจจัยร่วมที่เหลือจะเป็นค่าเฉพาะ ดังนั้นเฉพาะ ดังนั้นวิธี Quarimax จึงเหมาะสมในกรณีที่ผู้ศึกษาคาดว่ามีปัจจัยหนึ่งซึ่งเป็นปัจจัยร่วมของทุกตัวแปรซึ่งเรียกว่าเป็นปัจจัยทั่วไป (General factor)

2.2.6.1.3 Equamax เป็นวิธีหมุนแกนปัจจัยร่วมที่พิจารณาทั้งทางด้านคือแกนอนและแกนตั้งเมทริกซ์ค่า Loading

คุณสมบัติการหมุนแกนแบบตั้งฉากทั้ง 3 วิธี ดังนี้

- 1) ถ้าสกัดปัจจัยด้วยเทคนิคการวิเคราะห์ตัวประกอบหลัก ปัจจัยที่ได้จากการหมุนแกนจะยังคงไม่มีความสัมพันธ์กัน
- 2) ค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรก่อนหมุนแกนและหลังหมุนแกนจะไม่เปลี่ยนแปลง
- 3) สัดส่วนความผันแปรของตัวแปรหนึ่งๆ ที่ร่วมกับตัวแปรอื่นๆ ในปัจจัยร่วม



หนึ่งๆ จะเปลี่ยนแปลงไป แต่สัดส่วนรวมของความผันแปร ของตัวแปรในปัจจัยร่วมจะไม่เปลี่ยนแปลง

4) สัดส่วนความผันแปรของปัจจัยร่วมหนึ่งๆ จะเปลี่ยนแปลง

2.2.6.2 การหมุนแกนแบบเฉียง (Oblique rotation) เป็นการหมุนแกนปัจจัยร่วมแล้ว ไม่ทำให้แกนปัจจัยร่วมตั้งฉากกัน ซึ่งมีหลายวิธี วิธีที่นิยมได้แก่ Oblimax, Covarimin

2.2.6.2.1 วิธี Oblimax เป็นการหมุนแกนปัจจัยร่วมที่ทำให้จำนวนค่า Loading ที่มีค่ากลางๆ ซึ่งทำให้จัดตัวแปรหรือให้ความหมายกับปัจจัยร่วมทำให้ง่ายขึ้น

2.2.6.2.2 วิธี Covarimin เป็นวิธีการแบบวิธี Varimax แต่แกนปัจจัยร่วม ไม่ตั้งฉากกัน

2.2.7 สรุปการนำตัวประกอบหลักไปใช้

ตัวประกอบหลักที่สร้างขึ้นถือเป็นแบบจำลองใหม่ ซึ่งมีความหมายของตัวแปรเดิม จึงสามารถนำตัวแปรใหม่ที่สร้างขึ้น ไปทำการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคทางสถิติอื่นๆ ต่อไป เช่น เทคนิคการ วิเคราะห์ความแปรปรวน การวิเคราะห์การถดถอย การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม การวิเคราะห์กลุ่ม การวิเคราะห์ความถดถอยโลจิสติก เป็นต้น

2.2.7.1. การที่ลดจำนวนตัวแปร ทำให้เหลือตัวประกอบหลักไม่กี่ตัวที่มีรายละเอียด หรือความผันผวนของตัวแปรเดิมอยู่ในตัวประกอบหลักมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งตัวประกอบหลักตัวที่ 1 (PC_1) ซึ่งมีค่าแปรปรวนของตัวแปรเดิมมากที่สุด

2.2.7.2 การลดจำนวนตัวแปรให้น้อยลง ทำให้สามารถพล็อตกราฟเพื่อแสดงให้เห็น รายละเอียดได้ง่ายขึ้น ทำให้สามารถแบ่งกลุ่มได้ (กัลยา วานิชย์บัญชา, 2551)

2.3 ทฤษฎีและแนวคิดเกี่ยวกับการพยากรณ์

2.3.1 ทดสอบความนิ่งของอนุกรมเวลา (Stationary test of time series)

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษามักพบได้ว่าอนุกรมเวลาทางเศรษฐศาสตร์ ทางธุรกิจ และข้อมูลทางการเงิน ส่วนใหญ่ มีคุณสมบัติเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่ความนิ่ง (Non-stationary) หรือมี Unit root ถ้ากำหนดให้ Z_t เป็น Stochastic variable time series และมีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความนิ่ง (Stationary) จะต้องประกอบไปด้วยคุณสมบัติทั้ง 3 แบบ (พฤตธรรม์ สุทธิไชยเมธี, 2553)

ดังนี้

$$\text{Mean: } E(Z_t) = E(Z_{t-k}) = \mu \quad (4)$$

$$\text{Variance: } \text{Var}(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = E(Z_{t-k} - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (5)$$

$$\text{Covariance: } E[(Z_t - \mu)(Z_{t-k} - \mu)] = \gamma_k \quad (6)$$

กำหนดให้ E คือ ค่าคาดหวัง

$E(Z_t)$ คือ ค่าคาดหวังของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$E(Z_{t-k})$ คือ ค่าคาดหวังของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา $t-k; k=1,2,\dots,k$



$Var(Z_t)$ คือ ความแปรปรวนของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

μ คือ ค่าเฉลี่ย

σ^2 คือ ค่าความแปรปรวน

γ_k คือ ค่าความแปรปรวนร่วม

ระยะห่างของค่าความแปรปรวนร่วมเท่ากันซึ่งระยะห่างของค่า Z_t สองค่าไม่ได้ขึ้นอยู่กับเวลา t ด้วยคุณสมบัติ 3 ข้อดังกล่าวจะเรียกข้อมูลนี้ว่า Stationary หรืออนุกรมเวลาที่สามารถอธิบายได้ด้วยกระบวนการความนิ่ง (Stationary process) อนุกรมเวลาชนิดนี้จะเป็นอนุกรมเวลาที่มีค่าเปลี่ยนแปลงไปมาบ้างน้อยบ้าง รอบค่าเฉลี่ย ในลักษณะที่แสดงว่าความแปรปรวนคงที่ ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลาของคุณสมบัติข้อใดข้อหนึ่ง จะเรียกว่าเป็น Non-stationary ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนี้จะมีค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน และความแปรปรวนร่วมไม่คงที่ การทดสอบความเป็น Stationary ของข้อมูลที่ใช้ในการศึกษามีด้วยกันหลายวิธี ในการศึกษาครั้งนี้ใช้วิธี Augmented dickey-fuller test (ADF)

2.3.2 วิธีการทดสอบ Augmented dickey-fuller test (ADF) โดยใช้ Unit root test

วิธีการของ Dickey-Fuller (DF) จะใช้ทดสอบกับอนุกรมเวลาที่อยู่ในรูป $AR(1)$ เท่านั้นว่ามีแนวโน้มแบบสุ่มหรือไม่ แต่หากอนุกรมเวลา Z_t อยู่ในรูป $AR(p)$ วิธีการของ DF จะต้องทำการปรับปรุงเพิ่มเติม (Augmented) ซึ่งได้มีการปรับรูปแบบสมการ โดยการเพิ่มจำนวนตัวแปรล่าช้า (Lagged) ในลำดับที่สูงขึ้นเพื่อให้ตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อนของแบบจำลองที่ใช้ทดสอบ Unit Root มีคุณสมบัติเป็นกระบวนการรบกวนสุ่ม (White noise) พิจารณากรณีทั่วไปของอนุกรมเวลา Z_t ด้วยวิธี ADF ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ΔZ_t ซึ่งรวมกันกับ (Integrated) ลำดับที่ d หรือเขียนให้อยู่ในรูปสัญลักษณ์ได้ว่า $\Delta Z_t \sim I(d)$ ดังสมการ (7), (8) และ (9)

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Z_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$\Delta Z_t = \alpha_1 + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Z_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\Delta Z_t = \alpha_1 + \alpha_2 T + \delta Z_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta Z_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (9)$$

จากสมการ (7), (8), (9) พบว่ารูปแบบที่เหมาะสมและนำมาใช้กับข้อมูลจริงมากที่สุดคือ Augmented dickey-fuller ในสมการที่ (9) อย่างไรก็ตามการทดสอบแบบ Augmented dickey-fuller (ADF) (Dickey *et al.*, 1981) พบว่ารูปแบบของ DF และ ADF จะไม่แตกต่างกันมาก ซึ่งวิธีการของ ADF ใช้เพื่อแก้ปัญหาความคลาดเคลื่อน ε_t ให้มีคุณสมบัติความเป็น White noise หรือเพื่อขจัดปัญหาสหสัมพันธ์ในตนเองระหว่างตัวแปรสุ่มที่หน่วยเวลาห่างกัน (Autocorrelation)



ในความคลาดเคลื่อน ε_t

กำหนดให้	ΔZ_t	คือ ผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t
	ΔZ_{t-i+1}	คือ ผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา $t-i+1; i=1,2,\dots$
	Z_{t-1}	คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา $t-1$
	ε_t	คือ ความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม (Random error)
	T	คือ ความโน้มเอียงของเวลา (Time trend)
	$\delta, \alpha_1, \alpha_2, \beta_i$	คือ ค่าพารามิเตอร์
	p	คือ ตัวแปรล่าช้าของผลต่างของตัวแปรที่ $i=1,2,\dots,p$
	ε_t	คือ ความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม (Random error)

สมมติฐานการทดสอบ (Hypothesis testing) ของ Unit root test

$H_0 : \delta = 0$ ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรมีลักษณะไม่คงที่

$H_1 : \delta < 1$ ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรมีลักษณะคงที่

ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงให้เห็นว่าข้อมูลอนุกรมเวลา Z_t มีลักษณะเป็น Stationary แสดงให้เห็นว่า ε_t มีคุณสมบัติความเป็น White noise หรือข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรมีลักษณะคงที่ (Stationary)

2.3.3 สหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation function : ACF)

จากกระบวนการเสถียร (Stationary process) ถ้าพิจารณาสหสัมพันธ์ (Correlation) ระหว่าง (Z_t) และ (Z_{t-k}) จะได้สหสัมพันธ์ $Corr(Z_t, Z_{t-k})$ มีค่าขึ้นกับช่วงเวลาห่างกัน k หน่วยเท่านั้น เรียกสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสุ่ม ที่หน่วยเวลาห่างกันว่าสหสัมพันธ์ในตนเอง (Autocorrelation) โดยที่สหสัมพันธ์ในตัวเองเป็นมาตรวัดสหสัมพันธ์ระหว่าง (Z_t) และ (Z_{t-k}) ใดๆ ในที่นี้จะแทนด้วย ρ_k โดยที่ (มุกดา แม้นมิตร, 2549)

$$\rho_k = \frac{E(Z_t - \mu)(Z_{t-k} - \mu)}{\sqrt{E(Z_t - \mu)^2} \sqrt{E(Z_{t-k} - \mu)^2}} = \frac{\gamma_k}{\sqrt{E(Z_t - \mu)^2} \sqrt{E(Z_{t-k} - \mu)^2}}$$

เพราะว่า $Var(Z_t) = Var(Z_{t-k}) = E(Z_t - \mu)^2 = \gamma_0$ ฉะนั้น $\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$ และได้ $\rho_0 = 1$

จากนิยามความแปรปรวนร่วมในตัวเอง (γ_k) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ρ_k) สำหรับ Stationary process จะได้คุณสมบัติของ γ_k สรุปคุณสมบัติของ ρ_k ได้ดังนี้

- 1) $\rho_0 = 1$
- 2) $|\rho_k| \leq 1$
- 3) $\rho_k = \rho_{-k}$, สำหรับทุก k



$$4) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j \rho_{|t_i - t_j|} \geq 0, \text{ ทุกเซตของ } t_1, \dots, t_n \text{ และจำนวนจริงใดๆ } \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$$

จากคุณสมบัติของ $\rho_k = \rho_{-k}$ ซึ่งหมายถึง สหสัมพันธ์ในตัวเองระหว่าง Z_t และ Z_{t-k} เท่ากับ สหสัมพันธ์ระหว่าง Z_t และ Z_{t+k} สำหรับ t ใดๆ และจาก $\rho_k = \rho_{-k}$ นั้น อาจกล่าวได้ว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองเมื่อเวลาห่างกัน k จะมีค่าเท่ากันเสมอ ไม่ว่าช่วงเวลาห่างกัน k หน่วยนั้น จะเป็น k หน่วยเวลาย้อนหลังหรือ k หน่วยเวลาล่วงหน้า นอกจากนี้สำหรับค่า k ใดๆ เมื่อ ρ_k มีค่าใกล้ 1 แสดงว่าค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k หน่วย จะมีแนวโน้มที่จะเปลี่ยนแปลงค่าไปด้วยกันในแนวเส้นตรงซึ่งมีค่าเป็นบวก ในทำนองกลับกันเมื่อ ρ_k มีค่าใกล้ -1 ค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน k หน่วย จะมีแนวโน้มที่จะเปลี่ยนแปลงค่าไปด้วยกันในแนวเส้นตรงที่มีความชันเป็นลบ

เมื่อพิจารณา ρ_k ในลักษณะที่เป็นฟังก์ชันของเวลาที่ห่างกัน k หน่วยจะเรียก ρ_k ว่า ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตนเองหรือคอเรโลแกรม (Autocorrelation function : ACF or Correlogram) กราฟของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของอนุกรมเวลา Stationary หรือ ACF เป็นกราฟซึ่งมีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็วเข้าสู่ศูนย์ หรือเป็นกราฟซึ่งมีค่าเป็นศูนย์ทุกค่าเมื่อ $k > q$ ($\rho_k = 0, k > q$) ซึ่งกรณีเช่นนี้อาจเป็นจริงได้ เมื่อ q มีค่าเท่ากับ 1

2.3.4 สหสัมพันธ์ในตัวเองของตัวอย่าง (Sample autocorrelation function : SACF)

ในทางปฏิบัติมีเพียงอนุกรมเวลาที่มีจำนวนจำกัด $Z_1, \dots, Z_n$ ส่วน ρ_k เป็นพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า ซึ่งหาค่าประมาณของ ρ_k โดยใช้ข้อมูลทั้ง n ค่าที่มีอยู่เรียกค่าประมาณ ρ_k ว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของตัวอย่างที่เวลาห่างกัน k หน่วย (SACF) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ r_k โดยที่

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (z_t - \bar{z})(z_{t-k} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^n (z_t - \bar{z})^2}$$

$$\text{เมื่อ } \bar{z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n z_t \text{ และ } k = 0, 1, 2, 3, \dots$$

โดยทั่วไป SACF ของอนุกรมเวลาที่เป็น Stationary จะมีลักษณะลดลงเข้าสู่ศูนย์อย่างรวดเร็ว หรือลดลงแบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponentials) สู่ศูนย์หรือมีค่าเป็นศูนย์ที่เวลาห่างกัน q เป็นต้นไป แต่ถ้าอนุกรมเวลาเป็น Non-stationary ลักษณะของ SACF จะมีค่าลดลงช้าหรือลดลงแบบเชิงเส้น ฉะนั้นการพิจารณา SACF จะช่วยให้ทราบคุณสมบัติการเป็นอนุกรมเวลาที่เป็นฟังก์ชันชันตัวอย่าง ของ Stationary process อีกทาง

2.3.5 สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial autocorrelation function : PACF)



ในการพิจารณาสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร Z_t และ Z_{t-k} ว่าเป็นผลเนื่องจากสหสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปรนี้กับ $Z_{t-1}, \dots, Z_{t-k+1}$ ด้วย ดังนั้นการขจัดสหสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปรนี้ ทำได้โดยการวัดสหสัมพันธ์ระหว่าง Z_t และ Z_{t-k} ในรูปสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (ϕ_{kk}) ของช่วงเวลาห่างกัน k หน่วยใดๆ ดังสมการ (10)

$$\phi_{kk} = \text{Corr}[Z_t - E(Z_t | Z_{t-1}, \dots, Z_{t-k+1}), Z_{t-k} - E(Z_{t-k} | Z_{t-1}, \dots, Z_{t-k+1})] \quad (10)$$

ในการประยุกต์ใช้ซึ่งไม่ทราบ $\rho_j, j=1,2,\dots,k$ จึงต้องประมาณด้วย $r_j, j=1,2,\dots,k$ ฉะนั้นทราบเพียงค่าประมาณ ϕ_{kk} ซึ่งแทนด้วย $\hat{\phi}_{kk}$ โดยได้จากการแทนค่า $r_j, j=1,2,\dots,k$ ในตำแหน่งของ $\rho_j, j=1,2,\dots,k$ นอกจากวิธีนี้เราอาจหา $\hat{\phi}_{kk}$ จากสมการ (11)

$$\text{ค่าประมาณ } \hat{\phi}_{kk} = \begin{cases} r_1 & ; \quad k=1 \\ r_k - \frac{\sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_j} & ; k=2,3,\dots \end{cases} \quad (11)$$

โดยที่ $\hat{\phi}_{kj} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk} \hat{\phi}_{k-1,k-j}, j=1,\dots,k-1$ เรียก $\hat{\phi}_{kk}$ ว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนเมื่อช่วงเวลาห่างกัน k หน่วยของตัวอย่าง (Sample partial autocorrelation : SPAC) จึงจำเป็นต้องทราบส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ $\hat{\phi}_{kk}$ ซึ่งแสดงได้ว่าความแปรปรวนของ $\hat{\phi}_{kk}$ อาจประมาณได้ในรูป $\text{Var}(\hat{\phi}_{kk}) \approx \frac{1}{n}$ เมื่อ $k > p$ โดยทั่วไปจะพิจารณาว่า $\hat{\phi}_{kk}$ เป็นฟังก์ชันของเวลาเรียกว่า Partial autocorrelation function แทนด้วย PACF คุณสมบัติที่สำคัญสำหรับกระบวนการ Stationary คือกราฟของ $\hat{\phi}_{kk}$ อาจมีค่าเป็นศูนย์เมื่อช่วงเวลาห่างกันมากกว่า q หรือลดลงเข้าสู่ศูนย์อย่างรวดเร็วสำหรับกระบวนการ Stationary เช่นเดียวกับคุณสมบัติของ ACF และในการพิจารณากราฟของสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของตัวอย่าง (SPACF) จะเห็นว่าการสรุปคุณสมบัติของ SPACF อาจทำได้ในทำนองเดียวกันกับการพิจารณา SADF

2.3.6 การกำหนดแบบจำลอง (Models identification)

การกำหนดแบบจำลอง (Identification) ให้กับอนุกรมเวลาที่มีความเหมาะสม ที่พิจารณาจาก ACF และ PACF เนื่องจากอนุกรมเวลาที่พิจารณาเป็นเพียงตัวอย่างสุ่มเท่านั้น ดังนั้นจึงใช้ SADF และ SPACF ซึ่งมีลักษณะแตกต่างจาก ACF และ PACF ไปบ้าง ดังนั้นการกำหนดแบบจำลองจึงเป็นการทำซ้ำ โดยเริ่มจากการเลือกแบบจำลองที่เป็นไปได้ แล้วทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ และตรวจสอบความเหมาะสม หากแบบจำลองไม่เหมาะสมต้องทำซ้ำกระบวนการเดิม จนกว่าจะได้แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลานั้นๆ การกำหนดแบบจำลองโดยใช้ค่าสังเกตในอดีต $Z_1, \dots, Z_n$ หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่มีคุณสมบัติ Stationary จำเป็นต้องแปลงกระบวนการให้อนุกรมเวลามี



คุณสมบัติ Stationary ทำการแยกพิจารณาดังนี้ กระบวนการมีค่าเฉลี่ยไม่คงที่จะทำการแปลงด้วยการหาผลต่างครั้งที่ 1 ค่า d ที่น้อยที่สุดในแบบจำลอง ARIMA(p,d,q) พิจารณาจาก SACF ของอนุกรมเวลาผลต่างหรือความแปรปรวนของผลต่าง ถ้ากระบวนการมีความแปรปรวนไม่คงที่จะแปลงโดยใช้ฟังก์ชันต่างๆที่เหมาะสม เช่น ฟังก์ชันลอการิทึม เป็นต้น

2.3.7 การประมาณค่าพารามิเตอร์โดยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Parameter estimation maximum likelihood)

การประมาณค่าพารามิเตอร์ข้อมูลอนุกรมเวลาต้องมีคุณสมบัติ Stationary ในการหาตัวประมาณโดยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุดด้วยลอการิทึม (Logarithms) ของฟังก์ชันความน่าจะเป็นแบบไม่มีเงื่อนไข (Unconditional probability) ดังสมการ (12)

$$\ln L(\Phi, \mu, \theta, \sigma_a^2) = -\frac{n}{2} \ln 2\pi\sigma_a^2 - \frac{S(\Phi, \mu, \theta)}{2\sigma_a^2} \quad (12)$$

$$\text{เมื่อ } S(\Phi, \mu, \theta) = \sum_{t=-\infty}^n [E(a_t | \Phi, \mu, \theta, Z)]^2$$

โดยที่ค่าของ $\Phi, \mu, \theta, Z = (Z_1, \dots, Z_n)'$ เป็นค่าที่กำหนดเนื่องจาก a_t เขียนได้ในเทอมของ $Z_t, Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p}$ ในการใช้ค่าพยากรณ์ย้อนหลังช่วยในการหา $E(a_t | \Phi, \mu, \theta, \sigma_a^2)$ มีค่าสูงสุดเรียกว่าตัวประมาณความน่าจะเป็นสูงสุดแบบไม่มีเงื่อนไข นอกจากนี้จะแสดงได้ว่า $\ln L(\Phi, \mu, \theta, \sigma_a^2)$ มีค่าสูงสุดเมื่อ $S(\hat{\Phi}, \hat{\mu}, \hat{\theta})$ มีค่าน้อยที่สุด ดังตัวประมาณ $\hat{\Phi}$ $\hat{\mu}$ และ $\hat{\theta}$ ที่ได้คือ ตัวประมาณที่หาโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแบบไม่มีเงื่อนไขสำหรับกรณีที่มีการแจกแจงปกติ (มุกดา แมันมินทร์, 2549)

2.3.8 การตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง (Diagnostic checking)

การตรวจสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น เมื่อมีแบบจำลองมากกว่าหนึ่งแบบจำลองที่มีความเหมาะสม โดยใช้เกณฑ์ข้อสนเทศของอาไคเค (Akaike information criterion : AIC) คือ การใช้รูปแบบการใส่ค่าลอการิทึมฐานธรรมชาติ (Natural logarithm) โดยหาค่าสถิติมีค่าน้อยหมายความว่า แบบจำลองที่ประมาณได้นั้นสามารถเป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้ดี ดังสมการ (13) (มุกดา แมันมินทร์, 2549)

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (13)$$

โดยที่ $\hat{\sigma}_a^2$ คือ ตัวประมาณโดยวิธี Maximum likelihood ของ σ_a^2
 M คือ จำนวนพารามิเตอร์ในแบบจำลองที่ทำให้ $AIC(M)$ มีค่าน้อยที่สุด

ในการวัดประสิทธิภาพความเหมาะสมของแบบจำลอง GARCH ด้วยวิธีการทดสอบของ Box-Ljung (Q) โดยใช้ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานและค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานกำลังสอง ดัง



สมการ (14) และ (15) ทำการพิจารณาเพื่อตรวจสอบความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t คือ $e_t, t=1,2,\dots,n$ มีความเป็นอิสระต่อกันหรือไม่ ดังสมการ (16)

$$\tilde{e}_t = \frac{e_t}{\sigma_t} \quad (14)$$

$$\tilde{e}_t^2 = \frac{e_t^2}{\sigma_t} \quad (15)$$

กำหนดให้ σ_t คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ณ เวลา t
 e_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
 $\tilde{e}_t$ คือ ค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
 e_t^2 คือ ค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง ณ เวลา t
 $\tilde{e}_t^2$ คือ ค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง ณ เวลา t

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2}{(n-k)} \quad (16)$$

โดยที่ n คือ ขนาดของอนุกรมเวลา
 m คือ ช่วงเวลาห่างสูงสุดระหว่างค่าสังเกต
 r_k คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ช่วงเวลาห่าง k

สมมติฐานการทดสอบ (Hypothesis testing)

$$H_0 : \rho_1 = \dots = \rho_m = 0$$

$$H_1 : \rho_k \text{ อย่างน้อยหนึ่งค่าไม่เป็น } 0 \text{ สำหรับ } k = 1, \dots, m$$

ในกรณียอมรับ H_0 แสดงว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของความคลาดเคลื่อนเป็นศูนย์ทุกค่าซึ่งแสดงว่าเป็นแบบจำลองเหมาะสม

2.3.9 การวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง

เมื่อทำการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม โดยส่วนเหลือ (Residual) คือ $\hat{\varepsilon}_t = Z_t - \hat{Z}_t$ ซึ่งเป็นค่าประมาณของส่วนเหลือ ε_t จะต้องทำการตรวจสอบ ด้วยค่าสถิติดังนี้

2.3.9.1 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean absolute error : MAE) เป็นวิธีประเมินความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ซึ่งเป็นค่าของความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ในรูปของค่าสัมบูรณ์ ดังสมการ (17)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{Z}_t - Z_t}{Z_t} \right| \quad (17)$$



2.3.9.2 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean square error : MSE) เป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนด้วยการนำความคลาดเคลื่อน ณ เวลาใดๆ หาผลรวมยกกำลังสองแล้วนำมาหาค่าเฉลี่ย ดังนั้น ค่า MSE น้อย หมายถึง การพยากรณ์แม่นยำ ดังสมการ (18)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{Z}_t - Z_t)^2 \quad (18)$$

2.3.9.3 ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error : RMSE) เป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าที่ประมาณจากแบบจำลองว่ามีความแตกต่างมากน้อยเพียงใด ดังสมการ (19)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{Z}_t - Z_t)^2} \quad (19)$$

2.3.9.4 เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) โดยถ้าค่า MAPE มีค่าน้อยเพียงใด แบบจำลองที่ได้จะให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำได้ดี (Lewis, 1982) ดังสมการ (20)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{Z}_t - Z_t}{Z_t} \right| \times 100 \quad (20)$$

โดยที่ Z_t คือ ข้อมูลจริง ณ ช่วงเวลาที่ t
 $\hat{Z}_t$ คือ ข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ ณ ช่วงเวลาที่ t
 n คือ จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

2.4 วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับงานพยากรณ์



โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network : ANN) เป็นโครงข่ายที่มีรูปแบบโครงสร้างจำลองจากการประมวลผลของสิ่งมีชีวิต ซึ่งมีการปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของข้อมูลนำเข้า (Input) ตามกฎการเรียนรู้ (Learning rule) หลังจากโครงข่ายเรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้วโครงข่ายนั้นจะสามารถทำงานที่กำหนดไว้ได้ โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนามาจากการทำงานของโครงข่ายประสาทมนุษย์ (Biological neural) ซึ่งมีความสามารถในการปรับตัว (Adaptive) ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) และทำงานแบบขนาน (Parallel) ในการดูแลจัดการการทำงานร่วมกันของนิวรอนในสมอง การคำนวณเชิงนิวรอน เป็นการคำนวณที่เลียนแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์ความสามารถในการเรียนรู้ (Learn) จากตัวอย่างและการทำให้เป็นทั่วไป (Generalize) ถือเป็นคุณลักษณะสำคัญของเครือข่ายประสาทเทียม โครงข่ายจะถูกฝึกสอนโดยการแสดงรูปแบบ (pattern) ต่างๆ ที่ต้องการให้โครงข่ายเรียนรู้ด้วยกฎการเรียนรู้ (Learning rule) ความสามารถในการเรียนรู้ได้ทำให้มีความแตกต่างไปจากการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ การที่โครงข่ายถูกทำให้เป็นกรณีทั่วไปจะทำให้ตัวโครงข่ายสามารถที่จะจำแนกรูปแบบของข้อมูลนำเข้า (Input) แบบใหม่ๆ ที่ตัวโครงข่ายไม่รู้จักมาก่อนได้ในระดับที่เป็นที่ยอมรับ

ตัวโครงข่ายทำการเก็บข้อมูลความรู้ (Knowledge) ในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้ โดยทำการเก็บไว้ที่น้ำหนักประสาท (Synaptic weights) ซึ่งโครงสร้างของตัวนิวรอน ภายในโครงข่ายมีอยู่มากมายหลายชนิด โครงสร้างดังกล่าวเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ทำให้คุณลักษณะต่างๆ ของโครงข่ายแตกต่างกันออกไป ไม่ว่าจะเป็นการจัดวางเรียงตัวของนิวรอน กฎการเรียนรู้ที่ทำให้เกิดการปรับเปลี่ยนค่าของน้ำหนักประสาท หรือแม้กระทั่งเงื่อนไขในการฝึกฝนของโครงข่าย อย่างไรก็ตาม โครงข่ายชนิดต่างๆ จะมีคุณลักษณะหลายๆ อย่างร่วมกัน เช่น การทำงานแบบขนาน ซึ่งโดยปกติแล้วโครงข่ายจะมีจำนวนนิวรอนที่เชื่อมต่อกันเป็นจำนวนมาก เหมือนกับสมองของมนุษย์ความไม่เป็นเชิงเส้นก็เป็นคุณลักษณะร่วมกันของโครงข่ายเกือบทุกแบบ คุณสมบัติอื่นๆ ที่ทำให้มีการนำเครือข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น

1) ความทนทานต่อความผิดพลาด (Fault tolerance) เมื่อเกิดความเสียหายขึ้นกับนิวรอนในเครือข่าย หรือแม้แต่สูญเสียการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน ระบบโครงข่ายจะยังคงทำงานได้โดยมีประสิทธิภาพเปลี่ยนแปลงไปเพียงเล็กน้อยเท่านั้น ซึ่งถือเป็นความทนทาน (Robust) โดยธรรมชาติ ของระบบโครงข่ายประสาทเทียม สาเหตุที่ทำให้ระบบมีข้อดีนี้ เนื่องจากข้อมูลภายในโครงข่ายเป็นแบบกระจาย (Distribution data) ไปทั้งโครงข่ายตามนิวรอนต่างๆ การจะทำให้ทั้งระบบไม่สามารถทำงานได้นั้นจะต้องทำให้เกิดความเสียหายอย่างหนักเท่านั้น

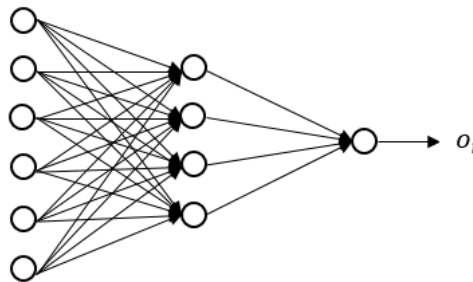
2) การปรับตัวได้ (Adaptive) เป็นความสามารถในการปรับตัวของน้ำหนักประสาทภายในโครงข่าย ซึ่งทำให้สามารถโต้ตอบ (Interact) และตอบสนอง (Response) ต่อสภาวะแวดล้อมได้ ดังนั้นเมื่อสภาวะแวดล้อมเปลี่ยนไป ตัวโครงข่ายจะสามารถตอบสนองกับการเปลี่ยนแปลงนั้นๆ แล้วทำการฝึกฝนตัวเองให้เข้ากับสภาวะแวดล้อมใหม่ได้ นอกจากนั้นแล้ว เครือข่ายบางชนิดสามารถออกแบบให้มีการปรับแบบจำลองเวลาจริง (Real-time adaptation) ได้

2.4.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture)



ในการพิจารณาใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม คือการศึกษารูปแบบของโครงข่าย โครงสร้างการเชื่อมต่อรวมไปถึงรูปแบบการเชื่อมต่อของโครงข่ายประสาทเทียม เรียกว่า สถาปัตยกรรมของโครงข่าย (Network architecture) สถาปัตยกรรมของโครงข่ายที่แตกต่างกัน มีผลให้พฤติกรรมของโครงข่ายแตกต่างกันด้วย การแบ่งชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำได้หลายวิธี เช่น วิธีการฝึกสอน วิธีการเรียนรู้ การประยุกต์การใช้งาน ชนิดของข้อมูลนำเข้า ฯลฯ ดังนั้นจึงไม่มีวิธีที่แน่นอนในการจัดกลุ่มชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม เมื่อพิจารณาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว จะสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ

2.4.1.1 โครงข่ายไปข้างหน้า (Feed-forward network) โดยปกติแล้วโครงข่ายจะประกอบไปด้วยนิวรอนหลายๆ ตัว และเชื่อมต่อแบบขนานกันหลายๆ ชั้นหรือเรียกว่า Layer แสดงโครงสร้างของโครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single layer) จากภาพประกอบ 2.1



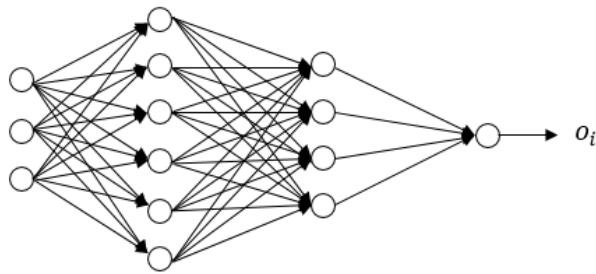
ภาพประกอบ 2.1 โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single layer)

จากรูปซึ่งมีรูปแบบการไหลจากผลลัพธ์ และไม่มีการป้อนกลับแต่อย่างใด จึงเรียกโครงข่ายแบบนี้ว่า Feed-forward network เมื่อพิจารณาโครงข่ายแบบชั้นเดียวมี R Input และ S นิวรอน ค่าน้ำหนักประสาท W เข้าสู่นิวรอน แต่ละนิวรอนจะมีตัวรวม ค่าเอนเอียง b ฟังก์ชันถ่ายโอน และชั้นผลลัพธ์ ($y = f(Wp + b)$) โครงสร้างของเครือข่ายนี้สามารถแสดงในรูปของเมตริกได้ ดังนี้

$$p = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ p_R \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ b_S \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1R} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S1} & w_{S2} & \dots & w_{SR} \end{bmatrix}$$

โดยปกติแล้ว จำนวนข้อมูลนำเข้าไม่จำเป็นต้องเท่ากับจำนวนของนิวรอนในชั้นนั้นๆ ($R \neq S$) ในทำนองเดียวกันกับฟังก์ชันถ่ายโอน ที่ไม่จำเป็นต้องเป็นชนิดเดียวกันทั้งหมด พิจารณาจากเมตริกซ์ W จะเห็นได้ว่าค่าน้ำหนักประสาทแต่ละแถวมีตัวห้อยแรก แสดงว่าเป็นของนิวรอนตัวไหน โดยปกติในทางปฏิบัติทั่วไปแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมจะมีโครงข่ายแบบหลายชั้น (Multilayer network) ดังภาพประกอบ 2.2





ภาพประกอบ 2.2 โครงข่ายแบบมีชั้นซ่อน (Multiple layers)

แต่ละชั้นมีน้ำหนักประสาท W ค่าเอนเอียง b และผลลัพธ์ y ของชั้นนั้นๆ แต่ละชั้นสามารถมีจำนวนนิวรอนที่แตกต่างกันได้ ชั้นแรกเรียนกว่าชั้นนำเข้ามี R ตัว ชั้นที่ 1 มี S^1 นิวรอน ไปเรื่อยๆจนถึงชั้นสุดท้ายคือชั้นผลลัพธ์ซึ่งมี S^N นิวรอน เครือข่ายที่ไม่ใช่ชั้นนำเข้าและชั้นผลลัพธ์ เรียกว่าเป็นชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งแต่ละชั้นสามารถมีจำนวนนิวรอนที่แตกต่างกันได้ โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว สามารถตัดแบ่งข้อมูลได้เพียงเส้นตรงเพียงเส้นเดียว แต่กรณีที่ข้อมูลไม่สามารถตัดแบ่งข้อมูลได้ด้วยเส้นตรงเส้นเดียว จะทำการแก้ปัญหานี้โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น มีสมการคล้ายกับโครงข่ายแบบชั้นเดียว แต่มีประสิทธิภาพมากกว่าโครงข่ายแบบชั้นเดียว ซึ่งชั้นที่เพิ่มเข้ามาเรียกว่าชั้นซ่อน และสามารถมีจำนวนชั้นซ่อนมากกว่าหนึ่งชั้น ซึ่งในชั้นซ่อนนั้นจะช่วยแปลงข้อมูลจาก Non-linearly separable ให้กลายเป็น Linearly separable แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron : MLP) จากสมการ (21) แสดงค่าผลลัพธ์ในชั้นซ่อนซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น เป็นฟังก์ชันเส้นตรงที่สามารถถูกฝึกสอน ให้เป็นฟังก์ชันประมาณค่าได้ เนื่องด้วยโครงข่ายแบบหลายชั้น มีจำนวนพารามิเตอร์มาก จึงจำเป็นต้องทำการกำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ คือ จำนวนนิวรอนในแต่ละชั้น จำนวนข้อมูลนำเข้า จำนวนผลลัพธ์ ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน ฯลฯ ซึ่งเกณฑ์การกำหนดค่าพารามิเตอร์ไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอน หลังจากทำการเลือกโครงข่ายขั้นต่อไป คือการหาค่าพารามิเตอร์ ได้แก่ น้ำหนักประสาท W ค่าเอนเอียง b ขั้นตอนนี้เรียกว่า กฎการเรียนรู้ของเครือข่าย (Learning rule) เพื่อฝึกสอนให้โครงข่ายทำงานตามที่ต้องการได้

ข้อมูลอนุกรมเวลาดังกล่าว ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised) ที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-propagation learning) เป็นการนำเสนอกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง (Examples หรือ training set) ให้กับโครงข่ายในรูปของคู่ข้อมูลนำเข้า พร้อมกับค่าเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการให้โครงข่ายตอบสนอง ทำการพิจารณาคู่อันดับข้อมูลนำเข้า เป้าหมายดังนี้

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\}$$

โดยที่ $p_i \in R^N$ เป็นข้อมูลนำเข้าของโครงข่ายและ $t_i \in R^m$ เป็นเป้าหมายของข้อมูลนำเข้านั้นๆ เมื่อถูกป้อนให้กับโครงข่าย ผลลัพธ์ของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายของข้อมูลนำเข้า หากผลมีความแตกต่างกันนั้นคือมีความคลาดเคลื่อน (Error) เกิดขึ้นความคลาดเคลื่อนดังกล่าวจะถูกนำไปปรับค่าน้ำหนัก โดยใช้วิธีการ Levenberg-Marquardt Backpropagation methods และอัลกอริทึมของ Levenberg-Marquardt algorithm (LM) ทำการปรับค่าพารามิเตอร์



ได้แก่ ค่าน้ำหนักประสาทและค่าเอนเอียง เพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของผลลัพธ์น้อยที่สุด (MSE) หรือค่าที่ยอมรับได้

$$a_j = f \sum_{i=0}^d w_{ji}^{(1)} x_i - b_j \quad (21)$$

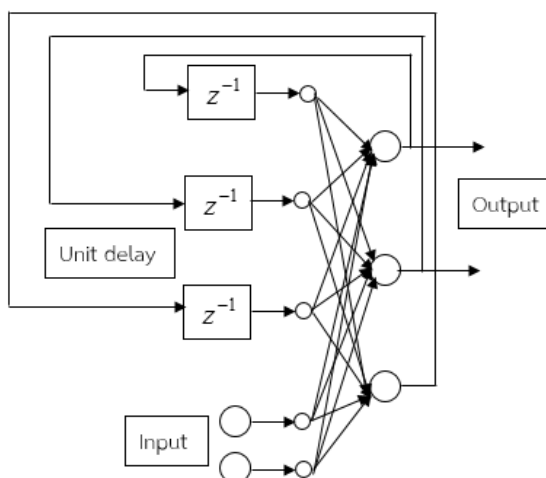
เมื่อพิจารณาจากผลลัพธ์ (Output) ของโครงข่าย แสดงในสมการ (22)

$$o_i = f \sum_{j=0}^m w_{kj} g \left(\sum_{i=0}^d w_{ji} x_i - b_i \right) - b_j \quad (22)$$

กำหนดให้	i	แทน จำนวนโหนดในชั้น Input ที่ $i = 0, 1, 2, \dots, d$
	j	แทน จำนวนโหนดในชั้นซ่อน ที่ $j = 0, 1, 2, \dots, m$ ของ Layer ที่ 1
	w_{ij}	แทน ค่าน้ำหนัก ของเส้นเชื่อมจากชั้น Input ของโหนดที่ i
	w_{kj}	แทน ค่าน้ำหนัก ของเส้นเชื่อมจากชั้นซ่อนของโหนดที่ j
	b_i	แทน ค่าเอนเอียง ของเส้นเชื่อมจากชั้นนำเข้าของโหนดที่ i
	b_j	แทน ค่าเอนเอียง ของเส้นเชื่อมจากชั้นซ่อนของโหนดที่ j
	g	แทน ฟังก์ชันถ่วงโอนในชั้นซ่อน
	f	แทน ฟังก์ชันถ่วงโอนในชั้น Output layer
	o_i	แทน Output ที่ i

2.4.1.2 โครงข่ายแบบป้อนกลับ (Recurrent network) โครงข่ายป้อนกลับแตกต่างจากโครงข่ายไปข้างหน้าตรงที่มีการวนรอบแบบป้อนกลับ (Feedback) ภายในโครงข่าย ซึ่งผลลัพธ์ของแต่ละนิเวรอนถูกป้อนกลับไปยังชั้นนำเข้าของทุกๆ นิเวรอน โครงข่ายแบบป้อนกลับสามารถมีชั้นซ่อนเหมือนในโครงข่ายไปข้างหน้าแบบหลายชั้นหรือไม่ก็ได้ ดังภาพประกอบ 2.3 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายป้อนกลับที่มีชั้นซ่อนของนิเวรอน การป้อนกลับนี้เป็นส่วนสำคัญของการเรียนรู้ของโครงข่าย จากนั้นยังมีการใช้หน่วยหน่วง (Unit delay) ในโครงข่ายที่ซึ่งเป็นส่วนที่ก่อให้เกิดพฤติกรรมไม่เป็นเชิงเส้นของโครงข่ายป้อนกลับ





ภาพประกอบ 2.3 โครงข่ายแบบป้อนกลับที่มีนิวรอนซ่อนเร้น
ที่มา : (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2552)

2.4.2 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Activation function or Transfer function)

ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นส่วนหนึ่งที่ทำหน้าที่รวมค่าเชิงตัวเลขจากชั้นผลลัพธ์ ฟังก์ชันถ่ายโอนสามารถเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นและแบบไม่เป็นเชิงเส้น การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนจะขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบ ที่นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ ฟังก์ชันถ่ายโอนมีอยู่หลายรูปแบบ ที่มีการใช้งานทุกๆ ไปมากที่สุด รายละเอียดดังตาราง 2.1

ตาราง 2.1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่างๆ

ชื่อฟังก์ชัน	สมการความสัมพันธ์	กราฟความสัมพันธ์
ฮาร์ดลิมิต (Hard limit)	$y = 0$ ถ้า $n < 0$ $y = 1$ ถ้า $n \geq 0$	
ฮาร์ดลิมิตแบบสมมาตร (Symmetrical hard limit)	$y = -1$ ถ้า $n < 0$ $y = +1$ ถ้า $n \geq 0$	



ตาราง 2.1 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่างๆ (ต่อ)

ชื่อฟังก์ชัน	สมการความสัมพันธ์	กราฟความสัมพันธ์
เส้นตรง (Linear)	$y = n$	
เส้นตรงบวก (Positive linear)	$y = 0$ ถ้า $n < 0$ $y = n$ ถ้า $n \geq 0$	
ซิกมอยด์แบบลอการิทึม (Log-sigmoid)	$y = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	
ซิกมอยด์แบบเส้นสัมผัสไฮเพอร์โบลาร์ (Hyperbolic tangent sigmoid)	$y = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
แข่งขัน (Competitive)	$y = 1$ สำหรับนิวรอนที่มีค่า n สูงสุด $y = 0$ สำหรับนิวรอนอื่นๆ	
ฐานรัศมี (Radial basis function)	$y = e^{-n^2}$	

ที่มา : (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2552)



การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนควรจะต้องมีการวิเคราะห์ พิจารณาให้เหมาะสมกับระบบหรือปัญหาที่ต้องการแก้ไข เช่น ฟังก์ชันซิกมอยแบบลอการิทึมมีผลลัพธ์ อยู่ในช่วง $[0,1]$ ในขณะที่ฟังก์ชันซิกมอยแบบเส้นสัมผัสไฮเพอร์โบลามีผลลัพธ์ อยู่ในช่วง $[-1,1]$ ลักษณะความเป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นของฟังก์ชันถ่ายโอนนั้น มีผลโดยตรงต่อการทำงานของโครงข่าย ไม่ว่าจะเป็นเรื่องของการทำให้เป็นทั่วไป หรือความเร็วในการเรียนรู้ของโครงข่าย การเลือกชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอนมักจะทำโดยการทดลองเลือกฟังก์ชันแบบต่างๆ ทำการปรับพารามิเตอร์ของฟังก์ชัน แล้วสังเกตผลว่าโครงข่ายให้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการหรือไม่ ถ้าไม่ก็ทำการเลือกฟังก์ชันหรือปรับพารามิเตอร์ใหม่ จนกระทั่งได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ รูปแบบของฟังก์ชันถ่ายโอนนั้นมีหลายรูปแบบ ขึ้นอยู่กับรูปแบบผลลัพธ์ที่ต้องการ และลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูล ในการศึกษาครั้งนี้ใช้ฟังก์ชันซิกมอยแบบเส้นสัมผัสไฮเพอร์โบลาร์ (Hyperbolic tangent sigmoid)

2.4.3 กฎการเรียนรู้ (Learning rule)

คุณลักษณะของการเรียนรู้ของโครงข่าย ซึ่งโครงข่ายมีความสามารถในการเรียนรู้แบบต่างๆ ดังนี้

2.4.3.1 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised learning) หรือการจัดการตนเอง (Self-organizing)

คุณลักษณะ

- 1) จัดการข้อมูลข้อมูลนำเข้าของระบบด้วยตนเอง
- 2) ค้นหาคุณลักษณะของตัวเองจากข้อมูลนำเข้า

กฎการเรียนรู้

1) วิธีสหสัมพันธ์ เป็นวิธีการปรับน้ำหนักประสาทโดยใช้กฎการเรียนรู้ของเฮบบ์เปียน (Hebbian rule)

2) วิธีการเรียนรู้แบบแข่งขัน (Competitive learning) คือ นิวรอนที่เป็นผลลัพธ์แข่งกันเองจนกระทั่งได้ผู้ชนะ เช่น ART (Adaptive resonance theory) หรือแผนผังคุณลักษณะการจัดการตนเอง (Self-organizing feature map) เป็นต้น

2.4.3.2 การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised learning)

คุณลักษณะ

เรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้รับ หรือตามเป้าหมายที่กำหนดให้

กฎการเรียนรู้

วิธีปรับแก้ค่าผิดพลาด (Error correction) เป็นการลดค่าผิดพลาดของผลลัพธ์ให้น้อยที่สุด โดยเทียบกับน้ำหนักประสาทเช่นเพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron) เช่น ADALINE เครือข่าย RBF (Radial basis function) หรือเครือข่ายไปข้างหน้าพร้อมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Backpropagation feedforward network) เป็นต้น

2.4.4 การประยุกต์ใช้งาน ANN

วิธีการ ANN ได้รับความสนใจนำไปประยุกต์ใช้งานด้านต่างๆ อย่างมากมาย รวมทั้งที่นำเอา ANN ไปประยุกต์ใช้งานร่วมกับศาสตร์ด้านอื่นๆ โดยมีจุดเด่นของ ANN ด้านความสามารถในการเรียนรู้ เป็นปัจจัยหลักในการนำไปใช้ร่วมได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนี้



2.4.4.1 การจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) งานของการจดจำรูปแบบ คือ การกำหนดหรือแปลงรูปแบบข้อมูลนำเข้า (เช่น เคลื่อนเสียงพูด หรือลายมือเขียนตัวอักษร) ให้อยู่ในรูปแบบของเวกเตอร์ลักษณะ (Feature vector) ที่ซึ่งใช้แทนคลาสต่างๆ การประยุกต์ใช้งานที่เป็นที่รู้จักดี เช่น การจดจำลายมือเขียนอักษร การจดจำเสียง การจำแนกรูปคลื่น การจำแนกเซลล์เม็ดเลือด

2.4.4.2 การจัดกลุ่ม (Clustering or categorization) โดยปกติแล้วในการจัดกลุ่ม จะไม่มีข้อมูลล่วงหน้าสำหรับการฝึกสอน อัลกอริทึมการจัดกลุ่มจะทำการค้นหาสถานะคล้าย (Similarity) ระหว่างข้อมูลรูปแบบและทำให้การจัดกลุ่มรูปแบบที่คล้ายกันไว้ด้วยกัน การจัดกลุ่มนี้สามารถเรียกได้อีกอย่างหนึ่งว่าเป็นการจำแนกรูปแบบแบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised pattern classification) ตัวอย่างการประยุกต์ใช้การจัดกลุ่ม เช่น การทำเหมืองข้อมูล (Data mining) การบีบอัดข้อมูล (Data compression) และการค้นหาข้อมูล

2.4.4.3 การประมาณค่าฟังก์ชัน (Function approximation) พิจารณาข้อมูลรูปแบบสำหรับการเรียนรู้ N ชุด ในรูป {เวกเตอร์ข้อมูลนำเข้า, เวกเตอร์เป้าหมาย} ดังต่อไปนี้ $\{x_1, y_1\}, \{x_2, y_2\}, \dots, \{x_N, y_N\}$ ข้อมูลดังกล่าวได้มาจากฟังก์ชัน $y = f(x)$ ที่ไม่ทราบค่าการประมาณค่า $\hat{y} = \hat{f}(x)$ ของฟังก์ชัน $f(x)$ ที่ซึ่งให้ผลลัพธ์ตามข้อมูลรูปแบบสำหรับการเรียนรู้

2.4.4.4 การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) ปัญหาหลายอย่างทางด้านคณิตศาสตร์ สถิติ วิศวกรรม วิทยาศาสตร์ การแพทย์และเศรษฐกิจ สามารถพิจารณาเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดได้ เป้าหมายของอัลกอริทึมการหาค่าที่เหมาะสม คือ การหาค่าตอบที่เป็นไปได้ตามเงื่อนไขบังคับ และให้ค่าประเมินจากฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ดีที่สุด (สูงสุดหรือต่ำสุด)

2.4.4.5 หน่วยความจำอ้างอิงด้วยเนื้อหา (Content-addressable memory) ในคอมพิวเตอร์ประมวลผลทั่วไปข้อมูลในหน่วยความจำจะถูกอ้างอิงด้วยเลขที่อยู่ (Address) ที่ซึ่งไม่ได้มีความสัมพันธ์กับเนื้อหาของข้อมูล ในหน่วยความจำแต่อย่างใด นอกจากนั้นแล้วถ้ามีการคำนวณเลขที่อยู่ผิดพลาดแม้เพียงเล็กน้อย ข้อมูลที่ได้จากเลขที่อยู่นั้น จะแตกต่างไปจากข้อมูลที่ต้องการอย่างสิ้นเชิง หน่วยความจำสัมพันธ์ (Associative memory or content-addressable memory) สามารถถูกอ้างอิงที่อยู่ด้วยเนื้อหาของข้อมูล ถึงแม้ว่าการอ้างอิงจะใช้ข้อมูลข้อมูลนำเข้าเพียงบางส่วน (ไม่สมบูรณ์) หรือมีความผิดพลาด เนื้อหาในหน่วยความจำจะยังคงสามารถถูกเรียกใช้ได้อย่างถูกต้อง หน่วยคำจำนี้มีประโยชน์อย่างมาก ในงานทางด้านฐานข้อมูลแบบสื่อประสม

2.4.4.6 ระบบควบคุม (Control system) ระบบควบคุมถือเป็นงานที่นำเอา ANN มาประยุกต์ใช้งานมากที่สุดงานหนึ่ง พิจารณาระบบพลวัตที่ซึ่งกำหนดคู่ผลตอบสนองเป็น $\{u(t), y(t)\}$ โดย $u(t)$ เป็นสัญญาณข้อมูลนำเข้าสำหรับควบคุมระบบและ $y(t)$ เป็นสัญญาณผลลัพธ์ที่ออกมาจากระบบ ณ เวลา t ในระบบควบคุมแบบปรับตัวได้ชนิดอ้างอิงแบบจำลอง (Model-reference adaptive control) เป้าหมายของระบบคือสัญญาณควบคุม $u(t)$ ป้อนให้กับระบบ ที่ซึ่งทำให้ระบบมีผลตอบสนองตามแบบจำลองที่อ้างอิง

2.4.4.7 การทำนาย (Prediction or forecasting) กำหนดเซต N คือ $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_N)\}$ เป็นค่า ณ เวลา $t_1, t_2, \dots, t_N$ ตามลำดับ การทำนายผลล่วงหน้า คือ การทำนายของ $y(t_{N+1})$ ซึ่งเป็นค่า ณ เวลา t_{N+1} ในอนาคต การทำนายผลมีการนำไปใช้กันมากในงานการตัดสินใจทางธุรกิจ วิทยาศาสตร์และวิศวกรรม ตัวอย่างการใช้งานเช่นการทำนายผลดัชนีตลาดหุ้น



หรือการพยากรณ์อากาศล่วงหน้า (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2552)

ในงานวิจัยครั้งนี้ ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว ที่มีรูปแบบการไหลไปข้างหน้า ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน ที่มีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ โดยใช้อัลกอริทึมของ Levenberg-Marquardt algorithm ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ ได้แก่ ค่าน้ำหนักประสาทและค่าเอนเอียง ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์แบบเส้นสัมผัสไฮเพอร์โบลาร์มีผลลัพธ์ อยู่ในช่วง $[-1,1]$ ในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่าย

2.5 แบบจำลองอนุกรมเวลาเมื่อมีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน

อนุกรมเวลาทางการเงิน เช่น อัตราผลตอบแทนหลักทรัพย์ ราคาสินค้าในตลาดซื้อขายล่วงหน้า ฯลฯ มักจะมีความแปรปรวนไม่คงที่ จะมีความแปรปรวน (Variance) มากบ้างน้อยบ้างตลอดเวลา และมักพบว่าความแปรปรวนไม่คงที่ เพราะลักษณะความแปรปรวนดังกล่าวจะกระทบในระยะสั้น แต่ในระยะยาวมักจะไม่น่าสนใจความแปรปรวนที่ไม่คงที่ซึ่งมักเกิดขึ้นในระยะสั้นเท่านั้น โดยที่ความแปรปรวนในระยะยาวจะเรียกว่า ความแปรปรวนแบบไม่มีเงื่อนไข (Unconditional variance หรือ Unconditional heteroscedasticity) ซึ่งจะไม่ขึ้นอยู่กับว่าจะมีการเกิดเหตุการณ์ที่ไม่คาดฝันใดๆ ที่ผ่านมาในอดีต เช่น สงครามกลางเมือง การชุมนุมทางการเมือง วิกฤติทางการเมือง แต่สำหรับอนุกรมเวลาที่ขึ้นอยู่กับเหตุการณ์ไม่คาดฝันในอดีตจะเรียกว่า ความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข (Conditional variance)

2.5.1 แบบจำลอง Autoregressive conditional heteroscedasticity (ARCH)

การสร้างแบบจำลอง Engle (1982) ได้นำเสนอแบบจำลอง ARCH มีลักษณะ 2 แบบคือ เหตุการณ์ไม่คาดฝัน (ε_t) ไม่ขึ้นอยู่กับเหตุการณ์ไม่คาดฝันในอดีต (Autocorrelation) ดังสมการ (23) โดยที่ v_t เป็นกระบวนการรบกวนสุ่ม (White noise) แสดงถึงความผันผวน (Volatility) ของ (ε_t) แบบจำลอง ARCH(p) ดังสมการ (24)

$$\varepsilon_t = \sigma_t v_t \quad (23)$$

$$\text{Var}(\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1}) = \sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (24)$$

2.5.2 แบบจำลอง Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH)

ในกรณีลำดับของ p ในแบบจำลอง ARCH มีค่ามาก ทำให้พารามิเตอร์มีจำนวนมากตามไปด้วย Tim Bollerslev (1986) ได้เสนอแบบจำลอง GARCH ขึ้นมา ซึ่งสามารถลดจำนวนค่าพารามิเตอร์ลงได้ ซึ่งมีแนวคิดดังนี้แบบจำลอง GARCH จะนำความแปรปรวนในระยะสั้นที่ผ่านมาในอดีตใส่เพิ่มเข้ามาในแบบจำลอง ARCH โดยเขียนเป็นสัญลักษณ์ GARCH(p,q) ซึ่งแสดงได้ดังสมการ (25)



$$\text{Var}(\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1}) = \sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \theta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (25)$$

กำหนดให้ σ_t^2 คือ ความแปรปรวนหรือความผันผวน
 σ_{t-i}^2 คือ ความแปรปรวนหรือความผันผวนในคาบเวลาที่ผ่านมา โดยที่ $i = 1, 2, \dots$
 γ_0 คือ ค่าคงที่
 γ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของ ARCH โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
 θ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของ GARCH โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$
 ε_{t-i}^2 คือ ตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อนกำลังสองในคาบเวลาที่ผ่านมา โดยที่ $i = 1, 2, \dots$

2.5.3 แบบจำลองอื่นๆ ที่ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน

แบบจำลองอื่นๆ ที่ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน คือ แบบจำลองที่มีการพัฒนาแนวคิดของแบบจำลอง GARCH ให้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลา รายละเอียดแต่ละแบบจำลอง มีดังนี้

2.5.3.1 แบบจำลอง GARCH in Mean (GARCH-M) อนุกรมเวลาทางการเงิน อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ มักจะขึ้นอยู่กับความเสี่ยงของหลักทรัพย์นั้นด้วย กล่าวคือ ยิ่งหลักทรัพย์ใดมีความเสี่ยงมาก จะทำให้อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์นั้นสูงขึ้นด้วย การวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่มีลักษณะดังกล่าวควรนำค่าความเสี่ยง เข้ามาเป็นตัวแปรอิสระตัวหนึ่ง ในสมการค่าเฉลี่ยด้วย โดยความเสี่ยงนี้คำนวณได้โดยใช้สมการความแปรปรวนระยะสั้นของแบบจำลอง GARCH นั้นเอง การนำความแปรปรวนระยะสั้นของเหตุการณ์ไม่คาดฝัน ณ เวลาปัจจุบัน มาเป็นตัวแปรอธิบายตัวหนึ่งในสมการค่าเฉลี่ย จะเรียกว่าแบบจำลอง GARCH in Mean (GARCH-M) ซึ่งเขียนได้ดังนี้

$$X_t = \mu + \alpha \sigma_t^2 + \varepsilon_t \quad (26)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \nu_t \quad (27)$$

$$\text{Var}(\varepsilon_t | I_{t-1}) = \sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \theta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (28)$$

2.5.3.2 แบบจำลองที่แสดงความไม่สมมาตรของการเกิดเหตุการณ์ไม่คาดฝัน เมื่อพิจารณาสมการความแปรปรวนในแบบจำลอง GARCH (p,q)

$$\text{Var}(\varepsilon_t | I_{t-1}) = \sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \theta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (29)$$

จะกล่าวได้ว่าเหตุการณ์ที่ไม่คาดฝันในช่วงเวลาก่อนหน้านี้ (ε_{t-i}) ไม่ว่าจะเป็นเหตุการณ์ด้านลบ ($\varepsilon_{t-i} < 0$) หรือด้านบวก ($\varepsilon_{t-i} > 0$) ก็จะส่งผลกระทบต่อความแปรปรวนในระยะสั้นแบบสมมาตร (Symmetric effect) แต่ในทางโลกแห่งความเป็นจริง โดยเฉพาะอนุกรมเวลาทางด้าน



การเงิน เช่น ราคาสินทรัพย์ทางการเงินทั้งหลาย มักพบว่า เมื่อเกิดเหตุการณ์ไม่คาดฝันด้านลบ จะทำให้ราคาสินทรัพย์ทางการเงินลดลง ในขณะที่การเกิดเหตุการณ์ไม่คาดฝันด้านบวก จะทำให้ราคาสินทรัพย์ทางการเงินเพิ่มขึ้น หรือกล่าวได้ว่าการเกิดเหตุการณ์ไม่คาดฝันทางด้านลบ จะทำให้ความแปรปรวนในระยะสั้นของราคาสินทรัพย์ทางการเงินเพิ่มขึ้นมากกว่าการเกิดเหตุการณ์ไม่คาดฝันด้านบวก ลักษณะดังกล่าวจะเรียกว่า Leverage effect แบบจำลองที่ใช้อธิบายอนุกรมเวลาที่มีลักษณะของ Leverage effect มีสองแบบจำลอง ได้แก่ แบบจำลอง Threshold GARCH (TGARCH) และแบบจำลอง Exponential GARCH (EGARCH) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.5.3.3 แบบจำลอง Threshold GARCH (TGARCH) แบบจำลอง TGARCH เป็นแบบจำลองที่ใช้ตัวแปรหุ่นในการแสดง Leverage effect ดังสมการที่ (30)

$$\text{Var}(\varepsilon_t | I_{t-1}) = \sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^r \delta_i d_{t-i} \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \theta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (30)$$

โดยที่ $d_{t-i} = \begin{cases} 1, & \text{เมื่อ } \varepsilon_{t-i} < 0, i=1,2,\dots,r \text{ (เกิดเหตุการณ์ไม่คาดฝันด้านลบ ณ เวลา } t-i) \\ 0, & \text{เมื่อ } \varepsilon_{t-i} \geq 0 \end{cases}$

2.5.3.4 แบบจำลอง Exponential GARCH (EGARCH) กำหนดให้ $z_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$ ซึ่งมีคุณสมบัติว่า $E(z_t) = 0$ และ $E\{|z_t| - E(|z_t|)\} = 0$ แบบจำลอง EGARCH เป็นแบบจำลองมีการกำหนดฟังก์ชัน $g(z_t)$ ซึ่งใช้แสดง Leverage effect ดังสมการ (31)

$$g(z_t) = \lambda z_t + \omega \{|z_t| - E(|z_t|)\} \quad (31)$$

โดยที่ z_t คือ ผลกระทบของเหตุการณ์ไม่คาดฝันในทางบวกหรือลบ ที่ส่งผลกระทบต่อฟังก์ชัน $g(z)$ ไม่เท่ากัน (Asymmetry effect) $|z_t| - E(|z_t|)$ คือ ผลกระทบของเหตุการณ์ไม่คาดฝันในทางบวกหรือลบ ที่ส่งผลกระทบต่อฟังก์ชัน $g(z)$ เท่ากัน (Symmetry effect) หรือเรียกว่าผลกระทบของขนาด (Magnitude Effect) λ และ ω คือค่าพารามิเตอร์แบบจำลอง EGARCH(p,m) จะใช้ฟังก์ชัน $g(z)$ ในการแสดง Leverage effect ซึ่งเขียนได้ดังนี้

$$X_t = \mu + \varepsilon_t \quad (32)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t v_t \quad (33)$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \theta_i + \ln(\sigma_{t-1}^2) + \sum_{i=1}^m \gamma_i \omega \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \lambda \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (34)$$



โดยที่ $\gamma_1=1$ ถ้า z_t มีการแจกแจงแบบปกติมาตรฐานจาก สมการ (34) จะได้ สมการ (35)

$$\ln(\sigma_t^2) = \mu + \sum_{i=1}^p \theta_i + \ln(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{i=1}^m \gamma_i \omega \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \lambda \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (35)$$

$$\text{โดยที่ } \mu = (\gamma_0 - m\omega\sqrt{2/\pi})$$

ถ้ากำหนดให้ $\lambda < 0$ จะหมายถึงการเกิดเหตุการณ์ไม่คาดฝันด้านลบในช่วงเวลาก่อนหน้า ($\varepsilon_{t-1} < 0$) จะทำให้ σ_t^2 เพิ่มขึ้น การทดสอบอนุกรมเวลา (X_1) มี Leverage effect หรือไม่ ทำการทดสอบ ดังนี้ $H_0: \lambda = 0$ และ $H_1: \lambda < 0$ หากเราปฏิเสธสมมุติฐานหลักข้างต้น จะหมายถึงอนุกรมเวลา X_t มี Leverage effect แต่หากไม่สามารถปฏิเสธสมมุติฐานหลักได้ นั่นคืออนุกรมเวลา X_t ไม่มี Leverage effect นั่นเอง

2.5.3.5 แบบจำลอง Integrated GARCH (IGARCH) จากแบบจำลอง GARCH(p,q)

$$\varepsilon_t = \sigma_t \nu_t \quad (36)$$

$$\text{Var}(\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1}) = \sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \theta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (37)$$

สมการความแปรปรวนระยะสั้น ดังสมการ (38)

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\gamma_i + \theta_i) \varepsilon_{t-i}^2 - \sum_{i=1}^q \theta_i (\eta_{t-i}) + \eta_t \quad (38)$$

และความแปรปรวนในระยะยาวเขียนได้ ดังสมการ (39)

$$\text{Var}(\varepsilon_t) = E(\varepsilon_t^2) = \frac{\gamma_0}{1 - \sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\gamma_i + \theta_i)} \quad (39)$$

เมื่อ $\sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\gamma_i + \theta_i) < 1$ เราจะกล่าวได้ว่า ความแปรปรวนในระยะยาว $\text{Var}(\varepsilon_t)$ คือ ค่าคงที่ ค่าหนึ่งที่มีมากกว่าศูนย์ นั่นคือ เมื่อมีเหตุการณ์ไม่คาดฝันเกิดขึ้น ($\varepsilon_t \neq 0$) แล้วค่าความแปรปรวนในระยะสั้น (σ_t^2) จะค่อย ๆ ลดลงเมื่อเวลาผ่านไป จนกลับเข้าสู่ค่าความแปรปรวนในระยะยาว แต่หาก $\sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\gamma_i + \theta_i) = 1$ หรือ $\sum_{i=1}^p \gamma_i + \sum_{i=1}^q \theta_i = 1$ เราจะกล่าวได้ว่าความแปรปรวนในระยะยาว $\text{Var}(\varepsilon_t)$ มีค่าเป็นอนันต์ นั่นคือ เมื่อมีเหตุการณ์ไม่คาดฝันเกิดขึ้น ($\varepsilon_t \neq 0$) แล้วค่าความแปรปรวนในระยะสั้น σ_t^2 จะไม่



ลดลง แต่จะค่อยเพิ่มขึ้นไปเรื่อยๆ จนเป็นอนันต์ เราจะเรียกแบบจำลองลักษณะนี้ว่า แบบจำลอง Integrated GARCH (IGARCH) (ภูมิฐาน รังकुณวัฒน์, 2556)

ในการศึกษารั้ครั้งนี้ได้ใช้แบบจำลอง GARCH(p,q) เป็นพื้นฐานในการพัฒนาแบบจำลองการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบหลัก และวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ (PCA-ANN-GARCH) เพื่อทำการปรับปรุงความแม่นยำผลการพยากรณ์

2.6 การวิเคราะห์ห้องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ

เป็นการนำตัวแปรอิสระที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำ ทำการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบหลัก เพื่อหลีกเลี่ยงไม่ให้เกิดปัญหาตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กัน (Multicollinearity) โดยที่ Donaldson *et al.* (1997) ได้ใช้ ANN-GARCH พยากรณ์ความผันผวนผลตอบแทนหุ้นต่างประเทศ ในการใช้วิธีการ ANN กับข้อมูลทาง เศรษฐกิจ ธุรกิจ ข้อมูลทางการเงิน ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก โดย Krisjanpoller *et al.* (2014) ทำการพัฒนาการพยากรณ์แบบจำลอง ANN-GARCH ในการพยากรณ์ความผันผวนดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในลาตินอเมริกา และ Krisjanpoller *et al.* (2015) ใช้แบบจำลอง ANN-GARCH ในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำ

ทั้งนี้การสร้างแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH เป็นการนำ $PC_1, PC_2, \dots, PC_k$ ที่ได้จากเทคนิคการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบหลัก (PCA) และ ผลตอบแทนราคาทองคำยกกำลังสอง (r_t^2) และค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง GARCH เป็นตัวแปรนำเข้า ไปประยุกต์ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ของ ANN

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.7.1 งานวิจัยในประเทศ

ณัฐพงศ์ อวยพรกชกร (2549) ได้ทำการศึกษาปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาทองคำในตลาดโลกและทองคำภายในประเทศ และเพื่อทดสอบวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ในการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายสัปดาห์ ตั้งแต่สัปดาห์แรกของเดือนมกราคม พ.ศ. 2536 ถึง กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549 ผลการศึกษาพบว่าราคาทองคำในประเทศถูกกำหนดจากราคาทองคำในตลาดโลก อัตราแลกเปลี่ยนระหว่างประเทศ และราคาทองคำในตลาดโลกมีอิทธิพล ในการกำหนดราคาทองคำภายในประเทศมากกว่าอัตราแลกเปลี่ยน จากการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อราคาทองคำในตลาดโลก พบว่าจำนวนสัญญาซื้อขายของทองคำล่วงหน้าในระยะยาว จำนวนสัญญาซื้อขายทองคำล่วงหน้าในระยะสั้น อัตราดอกเบี้ยจากธนาคารกลางสหรัฐอเมริกา ราคาน้ำมันดิบในตลาดดูไบ และราคาแร่เงิน จากแบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้ พบว่ามีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ที่ต่ำ

พงษ์ศิริ ศิริพานิช (2550) ได้ทำการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องของแบบจำลอง ARIMA แบบจำลอง ANN และแบบจำลองผสมระหว่าง ARIMA และ ANN ในการพยากรณ์ราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์โดยใช้ข้อมูลของ บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน): PTT และธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน): BBL ใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม 2548 ถึง 5 เมษายน 2550 โดยแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด ข้อมูล 524 ชุดแรกทำการฝึกสอน และข้อมูล 30 วันหลังเป็นชุดข้อมูลทดสอบ จากผลการศึกษาพบว่าในการพยากรณ์ราคาปิดตลาดหุ้น PTT แบบจำลองผสมระหว่าง ARIMA และ ANN สามารถใช้ค่า



พยากรณ์ระยะสั้นได้ถูกต้องมากกว่าแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง ANN แต่สำหรับการพยากรณ์ค่าในระยะยาวแบบจำลอง ANN ให้ค่าพยากรณ์ได้ถูกต้องมากที่สุด แต่ในการพยากรณ์ราคาปิดของหุ้น BBL พบว่าแบบจำลอง ANN ให้ค่าพยากรณ์ได้ถูกต้องมากที่สุดทั้งในระยะสั้นและระยะยาว โดยแบบจำลอง ARIMA ให้ค่าประมาณความคลาดเคลื่อนสูงกว่าค่าประมาณความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ANN ข้อสังเกตจากผลการศึกษาค่าพยากรณ์โดยแบบจำลอง ARIMA มีผลต่อค่าพยากรณ์ของแบบจำลองผสมระหว่าง ARIMA-ANN

กิตติวัจน์ ตูลสงวน (2552) ศึกษาผลกระทบของปัจจัยทางเศรษฐศาสตร์มหภาค ที่มีต่อราคาทองคำภายในประเทศไทย โดยศึกษาความสัมพันธ์ระหว่าง การเปลี่ยนแปลงของดัชนีราคาผู้บริโภคเปรียบเทียบระหว่างไทยกับสหรัฐฯ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ อัตราดอกเบี้ยนโยบายเปรียบเทียบระหว่างไทยกับสหรัฐฯ ราคาน้ำมันดิบในตลาด NYMEX ต่อการเปลี่ยนแปลงราคาทองคำภายในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม 2545 ถึงเดือนมิถุนายน 2551 โดยทำการทดสอบความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาว (Cointegration) และทดสอบความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะสั้น ตามแบบจำลองเอเรอร์คอร์เรชัน (Error correction mechanism : ECM) ผลการการศึกษาพบว่า ดัชนีราคาผู้บริโภคเปรียบเทียบระหว่างไทยกับสหรัฐฯ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ อัตราดอกเบี้ยนโยบายเปรียบเทียบระหว่างไทยกับสหรัฐฯ ราคาน้ำมันดิบในตลาด NYMEX มีความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาวกับราคาทองคำ ความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะสั้น พบว่า อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ และราคาน้ำมันดิบในตลาด NYMEX ทำให้ราคาทองคำมีการปรับตัวในระยะสั้น ส่วนดัชนีราคาผู้บริโภคเปรียบเทียบระหว่างไทยกับสหรัฐฯ และอัตราดอกเบี้ยนโยบายเปรียบเทียบระหว่างไทยกับสหรัฐฯ ส่งผลให้ราคาทองคำไม่มีการปรับตัวในระยะสั้น โดยราคาน้ำมันดิบในตลาด NYMEX มีการปรับตัวเข้าสู่ดุลยภาพเร็วที่สุด

นิภาพร ลิ้มกุลสวัสดิ์ (2552) ทำการศึกษาถึงปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาทองคำแท่งในประเทศไทย และเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ราคาทองคำแท่งในตลาดโลก และอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ ระหว่างข้อมูลรายวันกับข้อมูลรายเดือน ด้วยวิธี Autoregressive integrated moving average (ARIMA) การศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาทองคำแท่งในประเทศไทยใช้ข้อมูลรายปีตั้งแต่ปี 2533 – 2550 ส่วนการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA จะใช้ข้อมูลรายวันและรายเดือนของราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ราคาทองคำแท่งในตลาดโลก และอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ โดยวิธีการที่ใช้ในการวิเคราะห์ ได้แก่ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงซ้อน (Multiple regression analysis) และการวิเคราะห์ ARIMA ซึ่งผลที่ได้จากการศึกษาพบว่า ปัจจัยราคาทองคำแท่งในตลาดโลก ปริมาณการนำเข้าทองคำของไทย และปริมาณการผลิตทองคำของโลกมีความสัมพันธ์ทางบวกกับราคาทองคำแท่งในประเทศไทย อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 99 ขณะที่ผลการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ราคาทองคำแท่งในต่างประเทศ และอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ โดยวิธี ARIMA พบว่าแบบจำลองที่สร้างจากข้อมูลรายวัน มีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลองการพยากรณ์ที่สร้างจากข้อมูลรายเดือน



ผล สมจิต (2553) การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาทองคำในประเทศไทย และสร้างสมการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิรายสัปดาห์ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2552 โดยใช้การวิเคราะห์การถดถอย ผลการศึกษาพบว่า ราคาน้ำมันดิบ ดัชนีความเชื่อมั่นของผู้บริโภคของประเทศไทย มูลค่าการนำเข้าทองคำแห่งประเทศไทย มูลค่าการส่งออกของประเทศไทย มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันกับราคาทองคำในประเทศ ความเชื่อมั่นร้อยละ 95 ในขณะที่อัตราแลกเปลี่ยนของเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกา อัตราดอกเบี้ยเงินฝากประจำ 3 เดือนสูงสุดของธนาคารพาณิชย์ในประเทศไทย อัตราเงินเฟ้อ และดัชนีหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับราคาทองคำที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 และปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาทองคำในประเทศไทยอย่างมีนัยสำคัญ โดยมีระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 95 คือ ดัชนีความเชื่อมั่นของผู้บริโภคของประเทศไทย อัตราดอกเบี้ยเงินฝากประจำ 3 เดือนสูงสุดของธนาคารพาณิชย์ในประเทศไทย ราคา น้ำมันดิบ ดัชนีหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และมูลค่าการส่งออกของประเทศไทย สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำในประเทศไทยได้ ร้อยละ 87.80 ($R^2=87.80$)

ขวัญใจ จันทร์สุวรรณ (2553) ทำการศึกษาอิทธิพลของปัจจัยที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงราคาทองคำในประเทศไทย และพยากรณ์แนวโน้มของราคาทองคำในอนาคต โดยการกำหนดปัจจัย คือ อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ (บาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ) อัตราดอกเบี้ย (ร้อยละ) ราคาทองคำจากต่างประเทศ (ดอลลาร์สหรัฐฯต่อออนซ์) ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) โดยใช้สถิติวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary least squares method) โดยใช้ข้อมูลแบบทุติยภูมิรายไตรมาส ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ของปี พ.ศ. 2543 ถึงไตรมาสที่ 4 ของปี พ.ศ. 2552 เป็นระยะเวลา 40 ไตรมาส ผลการศึกษาพบว่า ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกับราคาทองคำในประเทศ ประกอบด้วย ราคาทองคำจากต่างประเทศ (PGW) และผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม คือ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ แต่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ส่วนอัตราดอกเบี้ย (INT) ไม่มีนัยสำคัญในการอธิบายความสัมพันธ์กับราคาทองคำในประเทศ ผลการพยากรณ์แนวโน้มราคาทองคำในประเทศในอีก 3 ปี ข้างหน้า (ปี พ.ศ. 2553-2555) พบว่าทิศทางของราคาทองคำในประเทศมีแนวโน้มปรับตัวสูงขึ้น ในปี พ.ศ. 2553 มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 17,879.66 บาท ในปี พ.ศ. 2554 มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 19,604.23 บาท และปี พ.ศ. 2555 อยู่ที่ 21,328.79 บาท

ปัญญา โชติประภา (2556) ในการศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทย ด้วยวิธีการบอกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) และเพื่อทดสอบปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลขึ้นนำราคาทองคำแห่งประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนของราคาทองคำแห่งประเทศไทย อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ ดัชนีราคาผู้บริโภคในประเทศไทย และดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2550 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2555 ผลจากการศึกษาพบว่า การพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARIMA คือ AR(4) AR(21) MA(4) และแบบจำลอง ARIMAX คือ AR(4) AR(21) MA(4) PGW(-2) เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) และค่า Theil's inequality coefficient ต่ำที่สุด จากนั้นนำค่า RMSE ที่ได้จากทั้งสองวิธีมาเปรียบเทียบกับ เพื่อกำหนดค่า RRMSE (Relative root mean squared error) ซึ่งพบว่าทั้งสองวิธีให้ผลการพยากรณ์ไม่แตกต่างกัน จากการทดสอบความเป็นเหตุ



เป็นผล (Granger causality test) ของดัชนีชี้ราคาทองคำแห่งประเทศไทยพบว่า ราคาทองคำแท่งในต่างประเทศเป็นปัจจัยชี้ราคา โดยที่อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ ดัชนีราคาผู้บริโภคในประเทศไทย และดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในประเทศไทยไม่เป็นปัจจัยชี้ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย

ทวิพงศ์ แซ่ลิ่ม และคณะ (2556) ได้ทำการศึกษาความสัมพันธ์ของปัจจัยทางเศรษฐกิจที่ส่งผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงราคาทองคำในตลาดโลก ซึ่งมีตัวแปรในการศึกษา คือ ตัวแปรกลุ่มดัชนีราคาหุ้น (World index) ได้แก่ ดัชนีราคาหุ้นดาวโจนส์ (Dow Jones industry index) ดัชนีหุ้น S&P (S&P500 Index) ดัชนีของตลาดหุ้นประเทศเยอรมนี (DAX Index) ดัชนีตลาดหุ้นประเทศอังกฤษ (FTSE100 Index) ดัชนีของตลาดหุ้นฮ่องกง (HANGSENG Index) ดัชนีของตลาดหุ้นประเทศญี่ปุ่น (NIKKEI Index) ดัชนีของตลาดหุ้นสาธารณรัฐสิงคโปร์ (FSSTI Index) และดัชนีของตลาดหุ้นสาธารณรัฐไต้หวัน (TWSE Index) กลุ่มสินค้าโภคภัณฑ์ (Commodity) ได้แก่ ราคาแร่โลหะเงินในตลาดโลก (Silver spot) ราคาแร่โลหะแพลทินัมในตลาดโลก (Platinum Spot) ราคาแร่โลหะแพลเลเดียมในตลาดโลก (Palladium spot) ราคาน้ำมันดิบในตลาดโลก (NYMEX crude oil) กลุ่มอัตราดอกเบี้ยและผลตอบแทน (Interest rate and return) ได้แก่ อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ระหว่างธนาคารของสหรัฐฯ (Federal fund rate) อัตราดอกเบี้ยมาตรฐานของสหรัฐฯ (Discount rate) อัตราผลตอบแทนของตั๋วเงินคลังสหรัฐฯ (T-Bill) อายุ 3 และ 6 เดือน กลุ่มอัตราแลกเปลี่ยน (Exchange rate) ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยนยูโรต่อดอลลาร์สหรัฐฯ (EUR/USD) อัตราแลกเปลี่ยนเยนต่อดอลลาร์สหรัฐฯ (JPY/USD) และอัตราเงินเฟ้อในประเทศสหรัฐอเมริกา (Inflation) ในการศึกษาครั้งนี้ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบรายวัน ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2550 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ.2555 รวมเป็นระยะเวลา 1,412 วัน โดยใช้สมการถดถอยพหุคูณ (Multiple regressions) ผลการศึกษาพบว่าจากตัวแปรอิสระทั้งหมด 19 ตัว พบว่าตัวแปรที่มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำในตลาดโลก เพียง 14 ตัว คือ ดัชนีราคาหุ้นดาวโจนส์ ดัชนีของตลาดหุ้นสาธารณรัฐสิงคโปร์ ราคาแร่โลหะเงินในตลาดโลก และราคาน้ำมันดิบในตลาดโลก แปรผันในทิศทางเดียวกันกับราคาทองคำในตลาดโลก และในตัวแปรดัชนีหุ้น S&P500 ดัชนีของตลาดหุ้นประเทศเยอรมนี ดัชนีตลาดหุ้นประเทศอังกฤษ ดัชนีของตลาดหุ้นฮ่องกง ดัชนีของตลาดหุ้นสาธารณรัฐไต้หวัน ราคาแร่โลหะแพลทินัมในตลาดโลก อัตราผลตอบแทนของตั๋วเงินคลังสหรัฐฯ อายุ 3 เดือน อัตราเงินเฟ้อในประเทศสหรัฐอเมริกา อัตราแลกเปลี่ยนยูโรต่อดอลลาร์สหรัฐฯ และอัตราแลกเปลี่ยนเยนต่อดอลลาร์สหรัฐฯ แปรผันในทิศทางตรงกันข้ามกับราคาทองคำในตลาดโลก สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำได้ร้อยละ 98.6 ($R^2=0.986$) และในตัวแปรดัชนีของตลาดหุ้นประเทศญี่ปุ่น ราคาแร่โลหะแพลเลเดียมในตลาดโลก อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ระหว่างธนาคารของสหรัฐฯ อัตราดอกเบี้ยมาตรฐานของสหรัฐฯ และอัตราผลตอบแทนของตั๋วเงินคลังสหรัฐฯ อายุ 6 เดือน ไม่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำในตลาดโลก

2.7.2 งานวิจัยต่างประเทศ

Donaldson *et al.* (1997) ได้สร้างแบบจำลอง GARCH ไม่เชิงเส้นกึ่งนอนพาราเมตริก โดยใช้แนวคิดพื้นฐานจากวรรณกรรมของ ANN และทำการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความผันผวนผลตอบแทนหุ้นใน ลอนดอน นิวยอร์ก โตเกียว และโตรอนโต ทำการเปรียบเทียบการพยากรณ์ผลกระทบความผันผวนในกลุ่มตัวอย่างและนอกกลุ่มตัวอย่าง ของแบบจำลอง ANN ที่รวมในแบบจำลอง GARCH EGARCH และ GJR และผลการพยากรณ์จากแบบจำลองอื่นๆ นอกจากนี้ผลจาก



การศึกษาแสดงให้เห็นถึงความสำคัญ ระหว่างความผันผวนในตลาดหลักทรัพย์ต่างประเทศ เช่น การติดตามของผลกระทบความผันผวนในตลาดหลักทรัพย์ ในประเทศญี่ปุ่น เมื่อเทียบกับตลาดหลักทรัพย์ในอเมริกาเหนือและยุโรป

Khashei *et al.* (2009) ได้ทำการศึกษาแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลตลาดการเงิน (Finance market) ซึ่งการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาตลาดการเงิน ด้วยแบบจำลอง Auto-Regressive integrated moving average (ARIMA) อาจจะไม่เหมาะสมและอาจเกิดปัญหาไม่เชิงเส้นตรงที่ซับซ้อน และไม่เป็นกระบวนการรบกวนสุ่ม (White noise) ตามข้อตกลงเบื้องต้น ซึ่งในแบบจำลอง ARIMA จำต้องมีจำนวนตัวแปรล่าช้า (Large) เพื่อที่จะให้ผลของการพยากรณ์มีความถูกต้อง ผลจากการวิจัยทั้งในเชิงทฤษฎีและเชิงประจักษ์ โดยเฉพาะเมื่อมีแบบจำลองที่เหมาะสมมีมากกว่าหนึ่งแบบจำลองและมีความแตกต่างกัน ชี้ให้เห็นว่าการรวมกันของแบบจำลองที่แตกต่างกันและการปรับปรุงแบบจำลองอาจจะเป็นวิธีการที่ให้ประสิทธิภาพของการพยากรณ์ได้ดีกว่า ในการศึกษาครั้งนี้ได้นำแบบจำลอง ARIMA บูรณาการกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และ Fuzzy logic เป็นแบบจำลองไฮบริดจ์ จากผลการศึกษาแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ ดังนั้น เพื่อให้รูปแบบที่ได้เป็นเครื่องมือและอีกหนึ่งทางเลือกในการคาดการณ์ของตลาดทางการเงินได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Bildirici *et al.* (2009) ในการศึกษาครั้งนี้ได้อธิบายถึงแบบจำลองในกลุ่ม ARCH/GARCH และเพิ่มเข้าไปในกับโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในการประเมินความผันผวนของผลตอบแทนของตลาดหลักทรัพย์ในอิสตันบูล (ISE) ใช้ข้อมูลรายวัน ระหว่างวันที่ 23 ตุลาคม 2531 ถึง 22 กุมภาพันธ์ 2550 ได้นำเสนอแบบจำลอง ANN-APGARCH เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของ APGARCH โดยในรูปแบบของ ANN ได้ใช้แบบจำลอง GARCH ในการปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ ผลจากการศึกษาพบว่าผลตอบแทนตลาดหลักทรัพย์ในอิสตันบูล (ISE) แสดงการจัดกลุ่มความผันผวนได้ดี มีลักษณะไม่สมมาตรและไม่เป็นเชิงเส้น

Sawatmongkhonkul (2012) ได้ทำการศึกษาแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย เทียบกับอัตราแลกเปลี่ยนของเงินบาทไทยต่อดอลลาร์สหรัฐ โดยใช้แบบจำลองอาร์ฟิแม็กซ์ (ARFIMAX (p,d,q, X)) และแบบจำลองอาร์ฟิแม็กซ์-การ์ช (ARFIMAX (p,d,q,X)-GARCH (p,q)) โดยใช้ข้อมูลราคาปิดแบบรายวันของทองคำแท่ง 96.50% และ 99.99% และข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนของเงินบาทไทยต่อดอลลาร์สหรัฐ ตั้งแต่เดือนกันยายน พ.ศ. 2544 ถึง เดือนกันยายน พ.ศ. 2554 ทำการทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit root test) ทดสอบความจำระยะยาว (Long memory test) ผลการศึกษาพบว่าข้อมูลของราคาทองคำแท่งในประเทศไทย 96.50% และ 99.99% เทียบกับอัตราแลกเปลี่ยนของเงินบาทไทยต่อดอลลาร์สหรัฐ มีระบบความจำระยะยาว ที่ระดับนัยสำคัญที่ 0.01 โดยแบบจำลองที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย 96.50% คือ ARFIMAX (2,d,2) และ ARFIMAX (0,d,0)-GARCH (1, 1) และแบบจำลองที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย 99.99% คือ ARFIMAX (0,d,1) และ ARFIMAX (0,d,0)-GARCH (1,1) เนื่องจากแบบจำลองดังกล่าวแสดงค่า MAPE(%) น้อยกว่า 10% ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำสูงมากในการพยากรณ์

Kristjanpoller *et al.* (2014) ในการศึกษาครั้งนี้ได้ทำการศึกษาแบบจำลองไฮบริดจ์ด้วยโครงข่ายประสาท ANN-GARCH สำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในลาตินอเมริกา คือดัชนีตลาดหลักทรัพย์บราซิล ซิลี และเม็กซิโก จากการศึกษาวิธีการและการประยุกต์ ที่ใช้ใน



การพยากรณ์ความผันผวนของข้อมูลอนุกรมเวลาทางการเงิน โดยใช้รูปแบบไฮบริดจ์โครงข่ายประสาทเทียม ผลจากการศึกษาพบว่าแบบจำลองของ ANN สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ในแบบจำลอง GARCH เมื่อทำการศึกษาทั้งสามตลาดหลักทรัพย์สินในลาตินอเมริกา แสดงให้เห็นว่าความผันผวนและข้อกำหนดที่แตกต่างกันของ ANN มีประสิทธิภาพและความสอดคล้องแตกต่างกัน

Kristjanpoller *et al.* (2015) ได้นำเสนอแบบจำลองใหม่คือ ANN-GARCH ซึ่งเป็นแบบจำลองไฮบริดจ์ ใช้ในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำในตลาดโลก (Gold spot) และราคาทองคำในตลาดโลกล่วงหน้า (Gold future) ด้วยการนำวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network : ANN) รวมในแบบจำลอง Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) โดยรวมตัวแปรปัจจัยที่มีผลกระทบต่อความผันผวนของราคาทองคำ คือ อัตราแลกเปลี่ยนเงินยูโร/ดอลลาร์ (Euro/Dollar) อัตราแลกเปลี่ยนเงินเยน/ดอลลาร์ (Yen/Dollar) ดัชนีหุ้น DJI ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ (FTSE) และราคาน้ำมัน พบว่าค่าร้อยละสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Mean absolute percentage error : MAPE) ลดลงถึง 25% เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลอง GARCH แสดงให้เห็นว่า ANN-GARCH เป็นวิธีการใหม่ที่ให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ที่ดี

Wang *et al.* (2015) ทำการพยากรณ์ดัชนีตลาดหุ้นโดยใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอิทธิพลของเวลาอย่างลึกซึ้ง ซึ่งรวมวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle component analysis : PCA) กับวิธีการของ ANN โดยใช้รูปแบบการเรียนรู้ของโครงข่ายแบบ Backpropagation แล้วทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง PCA-BPNN และ STNN จากการวิเคราะห์และเปรียบเทียบจากสถิติชี้ให้เห็นว่า ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมในการคาดการณ์ข้อมูลทางการเงินให้ความแม่นยำ จากผลของการพยากรณ์ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ SSE, HS300 S&P500 และ DJIA

Sonia (2015) จากการศึกษาในครั้งนี้ได้ทำการสร้างแบบจำลองความผันผวนสามแบบจำลองในกลุ่มของ GARCH ถึงการตรวจสอบลักษณะความผันผวนของผลตอบแทนในทองคำ จากการทบทวนวรรณกรรมแสดงให้เห็นว่า ทองคำเป็นสินทรัพย์ที่ป้องกันความเสี่ยงและปลอดภัยกับสภาวะตลาดที่ไม่ดี ซึ่งโดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงเวลาที่มีความผันผวนสูง จะทำให้เข้าใจความผันผวนของทองคำที่สำคัญสำหรับการใช้งานในทางทฤษฎีและเชิงประจักษ์ คือการประเมินมูลค่าการลงทุน การบริหารความเสี่ยง การดำเนินนโยบายทางการเงินในอนาคต และการเลือกกลยุทธ์การป้องกันความเสี่ยงและนโยบายความคุ้มค่าที่มีความเสี่ยง ในการศึกษาครั้งนี้ใช้ข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 2 สิงหาคม 2519 ถึงวันที่ 6 กุมภาพันธ์ 2558 และแบ่งข้อมูลเป็นสองช่วงระยะเวลา ในกลุ่มตัวอย่างแรก (2 สิงหาคม 2519 - 24 ตุลาคม 2550) จะใช้ในการหาค่าสัมประสิทธิ์แบบจำลองการประมาณการ ในขณะที่นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out of sample) ระยะเวลา (27 ตุลาคม 2550 - 6 กุมภาพันธ์ 2558) เพื่อใช้ในการคาดการณ์ โดยผู้วิจัยใช้ GARCH(1,1) IGARCH(1,1) และ FIGARCH (1,d,1) ผลจากการศึกษาพบว่า FIGARCH (1,d,1) เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดในการอาศัยกรอบเชิงเส้นในความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขของผลตอบแทนทองคำตามที่กำหนดตามเกณฑ์ข้อมูล นอกจากนี้ยังพบว่าเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดในการคาดการณ์ความผันผวนของผลตอบแทนทองคำ

Lin (2015) ในปีที่ผ่านมาราคาทองคำในต่างประเทศ ได้มีการลงทุนในทองคำเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง (หรือแม้กระทั่งการแข็งค่า) ผลกระทบที่ได้รับจากความกังวลของตลาด ไม่ว่าจะอยู่บนพื้นฐาน



ตามวัตถุประสงค์ของการเก็งกำไร การลงทุนหรือการป้องกันความเสี่ยง ทองคำเป็นสินทรัพย์ที่ได้รับการจดทะเบียน โดยนักลงทุนจำนวนมากให้ความสำคัญในการลงทุน นอกเหนือจากสกุลเงินต่างประเทศ กองทุน หุ้นและหลักทรัพย์ ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้กล่าวถึงวิธีการ ที่จะสร้างแบบจำลองการคาดการณ์ราคาทองคำ เพื่อทราบถึงแนวโน้มราคาทองคำในอนาคต และเพื่อเป็นการอ้างอิงสำหรับผู้เชี่ยวชาญและนักลงทุน ประการแรกทำการเก็บรวบรวมข้อมูลทางในอดีตของราคาทองคำ จากเว็บไซต์ข้อมูล และวางแผนภูมิที่จะสังเกตแนวโน้มราคาทองคำ แล้วใช้สูตรทางเทคนิคของดัชนีราคาหุ้น ที่จะคำนวณค่าดัชนีห้าเทคนิค เป็นอิสระตัวแปรและราคาทองคำในวันถัดไปเป็นตัวแปรตาม และสร้างแบบจำลองในการคาดการณ์สามแบบจำลอง รวมทั้ง โครงข่ายประสาทแบบย้อนกลับ (Back-propagation neural network : BPN) การถดถอยองค์ประกอบหลัก (Principal component regression : PCR) และการถดถอยพหุคูณ (Multiple regression : MR) จากการศึกษาพบว่าความสามารถในการคาดการณ์ของ BPN จะดีกว่าแบบจำลองอื่นๆ

ผู้วิจัยได้นำปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำในประเทศไทย จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ ราคาทองคำตลาดโลก (Gold spot) อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน USD อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน JPY ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Thailand) และข้อมูลราคาน้ำมันดิบโลก WTI (Oil) ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) เพื่อการพัฒนาปรับปรุงผลการพยากรณ์ จากข้อจำกัดของวิธีการสร้างแบบจำลองจากการศึกษาวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อสร้างแบบจำลองใหม่ในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำในประเทศ ที่รวมปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีอิทธิพลเข้าไปในแบบจำลอง และให้ประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์มากขึ้น และทำการอภิปรายผลจากการศึกษาที่ได้ สามารถสรุปตัวแปรปัจจัยที่มีอิทธิพลและวิธีการได้ ดังตาราง 2.2



ตาราง 2.2 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ชื่อผู้วิจัย	วิธีการ	ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา										
		Gold price	Gold spot	Gold future	Stock index	Oil price	Exchange rate	GDP of Thailand	Fed or interest	Silver and platinum price	Import and export of gold	Consumer price index
1. ณัฐพงศ์ อวยพรกชกร (2549)	1. ANN	/	/	/		/	/		/	/		
2. พงษ์ศิริ ศิริพานิช (2550)	1. ANN 2. ARIMA 3. ARIMA-ANN				/							
3. กิตติวัจน์ ตูลสงวน (2552)	1. Cointegration 2. ECM	/				/	/		/			/
4. นิภาพร ลิ้มกุลสวัสดิ์ (2552)	1. MR 2. ARIMA	/	/				/				/	
5. ผล สมจิต (2553)	1. MR	/			/	/	/		/	/	/	/
6. ขวัญใจ จันทร์สุวรรณ (2553)	1. OLS method	/	/	/			/	/	/			
7. ปัญญา โชติประภา (2556)	1. ARIMA 2. ARIMAX 3. Granger Causality Test	/	/		/		/					/

ตาราง 2.2 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ชื่อผู้วิจัย	วิธีการ	ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา										
		Gold price	Gold spot	Gold future	Stock index	Oil price	Exchange rate	GDP of Thailand	Fed or interest	Silver and platinum price	Import and export of gold	Consumer price index
8. ทวีพงศ์ แซ่ลิ้ม (2556)	1. MR		/		/	/	/		/	/		
9. R.Glen Donaldsona, Mark Kamstra (1997)	1. ANN-GARCH 2. ANN-EARCH 3. ANN-GJR				/							
10. Mehdi Bijari, Gholam Ali, Raissi Ardali, Mehdi Khashei (2009)	1. ARIMA 2. Fuzzy logic 3. ANN 4. ANN- Fuzzy logic						/					
11. Melike Bildirici. Özgür Ömer Ersin (2009)	1. GARCH family - ANN				/							
12. Pimolmas Sawatmongkhonkul (2012)	1. ARFIMAX 2. ARFIMAX-GARCH	/					/					

ตาราง 2.2 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ชื่อผู้วิจัย	วิธีการ	ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา										
		Gold price	Gold spot	Gold future	Stock index	Oil price	Exchange rate	GDP of Thailand	Fed or interest	Silver and platinum price	Import and export of gold	Consumer price index
13. Werner Kristjanpoller, Anton Fadic, Marcel C. Minutolo (2014)	1. ANN-GARCH				/							
14. Werner Kristjanpoller, Marcel C. Minutolo (2015)	1. ANN 2. GARCH 3. ANN-GARCH		/	/	/	/	/					
15. Jie Wang, Jun Wang (2015)	1. PCA 2. STENN 3. PCA-STENN				/							
16. Sonia R. Bentes (2015)	1. GARCH 2. IGARCH 3. FIGARCH		/									
17 Chingpei Lin (2015)	1. BPN 2. MR and PCR		/			/						

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในการศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลอง ในการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ โดยนำการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ (PC-ANN-GARCH) และเปรียบเทียบประสิทธิภาพ กับแบบจำลอง ANN-GARCH และแบบจำลอง GARCH โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป RStudio package โปรแกรม SPSS และโปรแกรม Matlab ในการวิเคราะห์ข้อมูล ผู้วิจัยได้กำหนดวิธีการศึกษาเพื่อให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการศึกษา ดังนี้

- 3.1 กรอบแนวคิด
- 3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา
- 3.3 ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย

3.1 กรอบแนวคิด



3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

3.2.1 ข้อมูลราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ราคาทองคำในตลาดโลก (Gold spot) ข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) จากเว็บไซต์สมาคมค้าทองคำ ทำการแปลงข้อมูล (Data transformation) โดยใช้วิธีการ Block maxima เพื่อเลือกข้อมูลค่าสุดขีดในช่วงคาบเวลาราย 1 วัน เนื่องด้วยข้อมูลราคาทองคำที่ถูกประกาศออกมาโดยสมาคมค้าทองคำ ในแต่ละวันนั้นมีมากกว่าหนึ่งค่า จากนั้นทำการแปลงข้อมูล (Data transformation) อยู่ในรูปผลตอบแทนของราคาทองคำ โดยใช้ Logarithm return ซึ่งมีสมการคำนวณ ดังสมการ (40)

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = \log P_t - \log P_{t-1} \quad (40)$$

กำหนดให้ r_t คือ ผลตอบแทนของราคาทองคำแท่ง

P_t คือ ราคาของทองคำแท่งในคาบเวลาปัจจุบัน

P_{t-1} คือ ราคาของทองคำแท่งในคาบเวลาที่ผ่านมา

3.2.2 ข้อมูลราคาน้ำมันดิบโลก เป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) จากเว็บไซต์ (U.S. Energy information administration, 2015)

3.2.3 อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน USD JPY เทียบกับเงินบาท เป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) จากเว็บไซต์ (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2558)

3.2.4 ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Thailand) เป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) จากเว็บไซต์ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย, 2558)

3.2.5 ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross domestic product : GDP) เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) รายไตรมาส ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2549 ถึง พ.ศ. 2558 จากเว็บไซต์ สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, 2558) เพื่อความสะดวกต่อการนำข้อมูลอนุกรมเวลา GDP ไปใช้ จึงทำการแปลงหน่วยข้อมูลเป็นรายวัน โดยสร้างสมการแนวโน้มด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด แปลงให้เป็นสมการแนวโน้มเฉลี่ยรายวัน เมื่อ $x=0$ คือ ไตรมาสที่ 1 และ x มีหน่วยเป็นไตรมาส สมการเฉลี่ยรายวันจึงหารด้วย 90 ที่ค่าคงที่ โดยที่ค่าของ x ยังมีหน่วยเป็นไตรมาส ด้วยค่าของ x จึงหารด้วย 90 ของสมการ (สุทธิชัย ไวกศิริ, 2559)



3.3 ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย

3.3.1 ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัย พิจารณาได้ดังภาพประกอบ 3.1 โดยขั้นตอนการเตรียมข้อมูล (Data processing) โดยทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด (90:10) ข้อมูลชุดแรกจำนวน 90% แรกตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึงวันที่ 24 ตุลาคม 2557 จำนวน 2509 ค่าข้อมูล ใช้สำหรับสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ และข้อมูลชุดที่ 2 อีก 10% หลังตั้งแต่วันที่ 25 ตุลาคม 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2558 จำนวน 279 ค่าข้อมูล ใช้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง (Zhang *et al.*, 1998) โดยมีขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ดังนี้

3.3.1.1 ตรวจสอบข้อมูล (Data cleaning)

3.3.1.2 ตรวจสอบข้อมูลสูญหาย (Missing data)

3.3.1.3 ตรวจสอบข้อมูลไม่สมบูรณ์ (incomplete data)

3.3.2 ทำการวิเคราะห์ปัจจัย (Factor analysis) โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal component analysis : PCA) เพื่อลดจำนวนตัวแปรอิสระโดยการสร้างเซตของตัวแปรใหม่ให้เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของตัวแปรเดิม

3.3.3 ขั้นตอนทดสอบความนิ่งของอนุกรมเวลา (Stationary test of time series) โดยใช้สถิติ ADF test

3.3.4 สร้างแบบจำลองโดยใช้วิธีการทางเศรษฐมิติ (Generated model of econometric method) ใช้ข้อมูล 90% มีขั้นตอนดังนี้ (พิจารณาได้ดังภาพประกอบ 8)

ขั้นตอนที่ 1 สร้างสมการค่าเฉลี่ย (Mean equation) ของอนุกรมเวลา r_t จากวิธีการ Box-Jenkins เพื่อให้ได้ตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อนที่ไม่สัมพันธ์กัน (Autocorrelation) เมื่อ $E(Z_t) = \mu$ และเขียนแบบจำลอง ARMA(p,q) ให้อยู่ในรูปทั่วไปได้ดังสมการ (41)

$$\hat{r}_t = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1} + \dots + \alpha_p r_{t-p} - \beta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \beta_p \varepsilon_{t-p} + a_t \quad (41)$$

ขั้นตอนที่ 2 ใช้ค่า ε_t จากการประมาณสมการค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลา r_t ทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลอง ARCH(p) หรือ GARCH(p,q) กับการประยุกต์ใช้กับอนุกรมเวลา r_t โดยใช้สถิติทดสอบ Box-Ljung (Q) ในการกำหนดลำดับของ p และ q แสดงจากค่า ACF และ PACF ตามลำดับ

ขั้นตอนที่ 3 ประมาณสมการความแปรปรวน (Variance equation) ของเหตุการณ์ไม่คาด (ความคลาดเคลื่อนจากการเลือกลำดับของ p และ q จากนั้นทำการประมาณค่าพารามิเตอร์



สมการค่าเฉลี่ยและสมการความแปรปรวนพร้อมๆกันด้วยวิธีความน่าจะเป็นสูงสุดแบบไม่มีเงื่อนไข (Unconditional maximum likelihood) และทำการเลือกแบบจำลองกรณีแบบจำลองมีความเหมาะสมมากกว่าหนึ่งแบบจำลองโดยใช้สถิติ AIC

ขั้นตอนที่ 4 นำค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง GARCH ($\hat{r}_t$) และข้อมูลผลตอบแทนราคาทองคำกำลังสอง (Square of the gold price return : r_t^2) และในตัวแปรปัจจัยที่ผ่านกระบวนการ PCA เป็นตัวแปรนำเข้า (Input) ในกระบวนการเรียนรู้ (Learning process) ของ ANN (พิจารณาได้ดังภาพประกอบ 3.1)

ขั้นตอนที่ 5 ได้สมการตามแบบจำลองของ PCA-ANN-GARCH

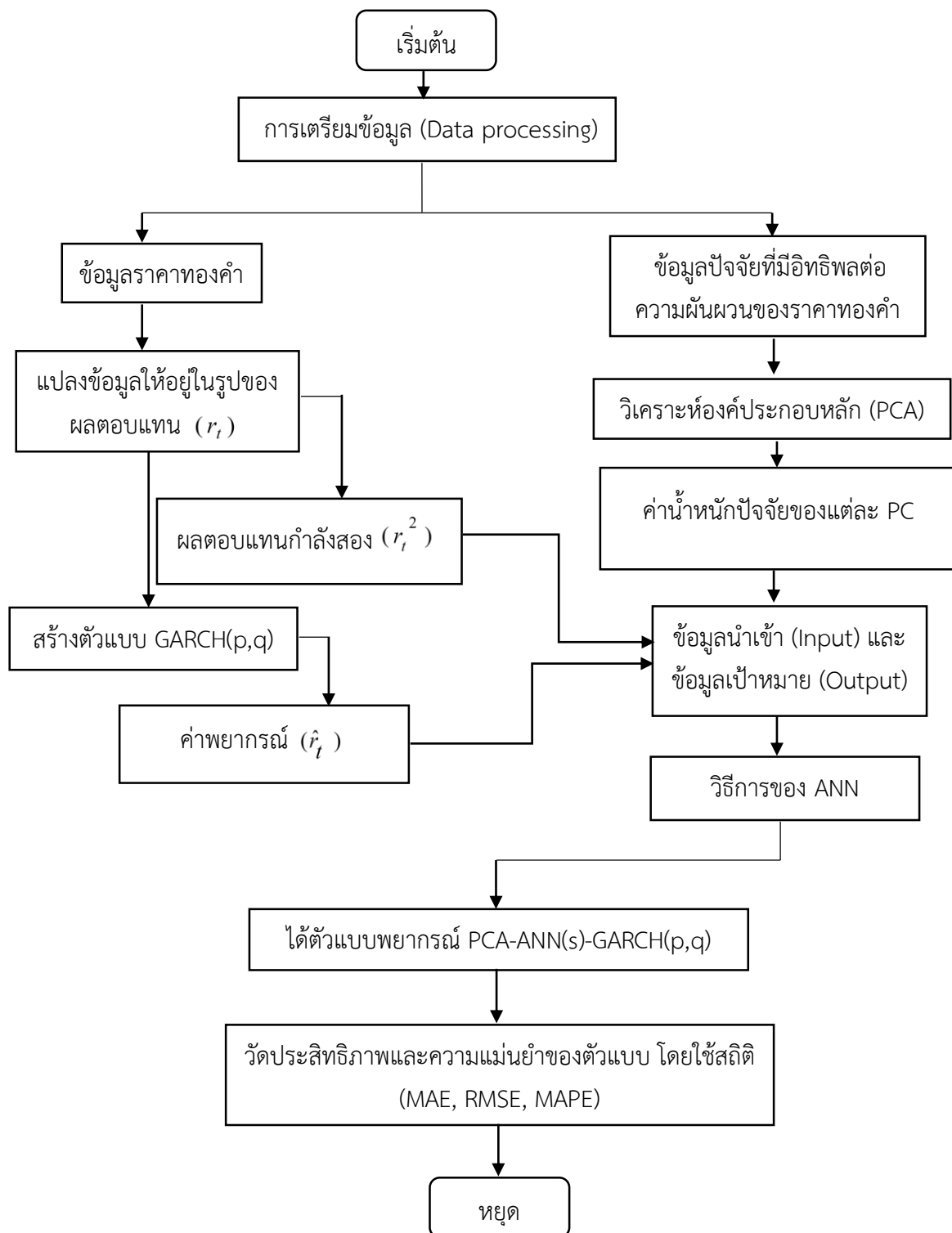
ขั้นตอนที่ 6 ทำการวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลองที่ได้ โดยใช้ข้อมูลส่วนที่สองจำนวน 10% ค่าสถิติที่ใช้ในการวัดได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) และเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE)

ตาราง 3.1 เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์

เกณฑ์ MAPE%	ผลการประเมิน
$MAPE \leq 10\%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก
$10\% < MAPE \leq 20\%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูง
$20\% < MAPE \leq 50\%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำพอใช้
$MAPE > 50\%$	ค่าพยากรณ์ไม่มีความแม่นยำ

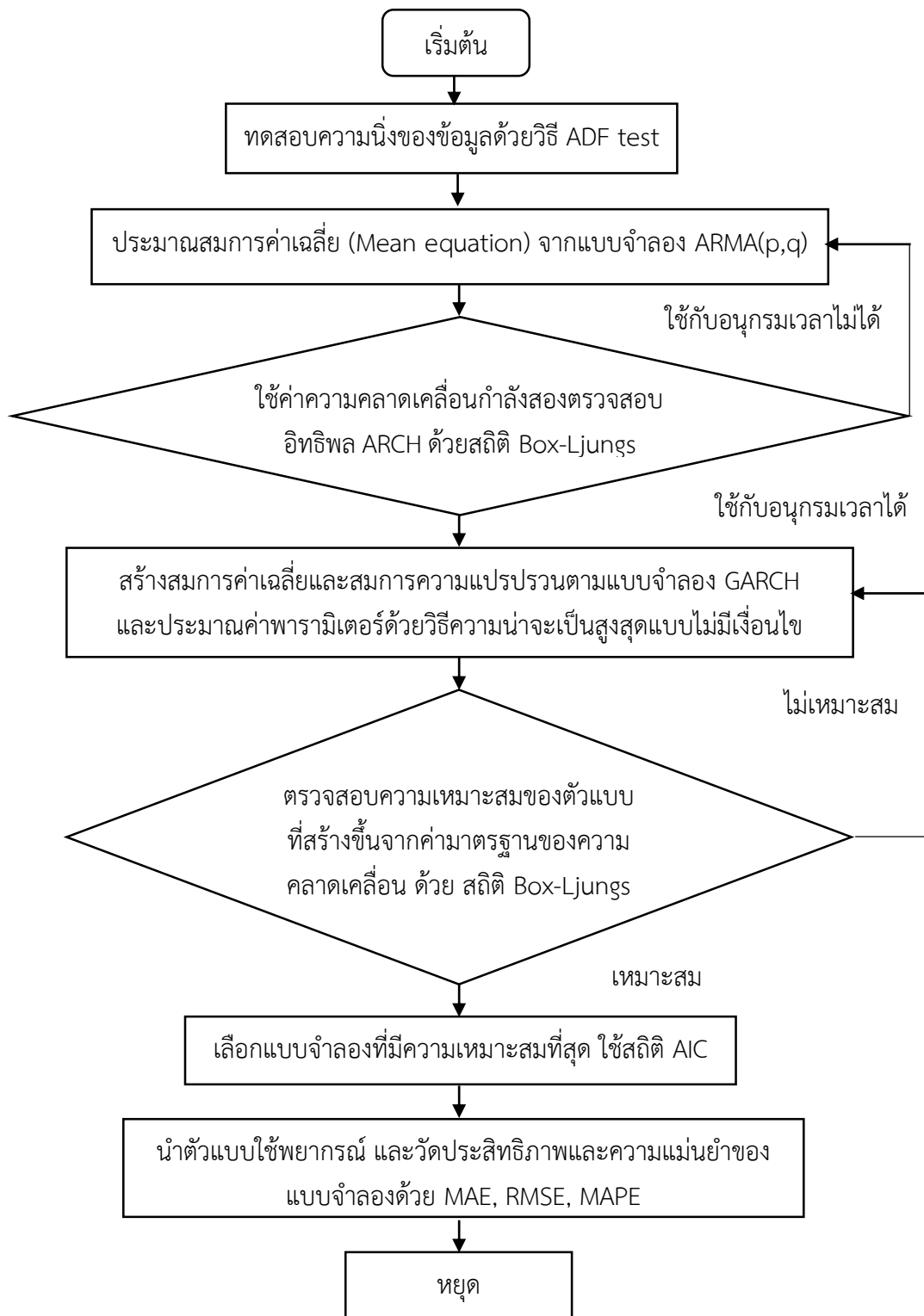
อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis, 1982)





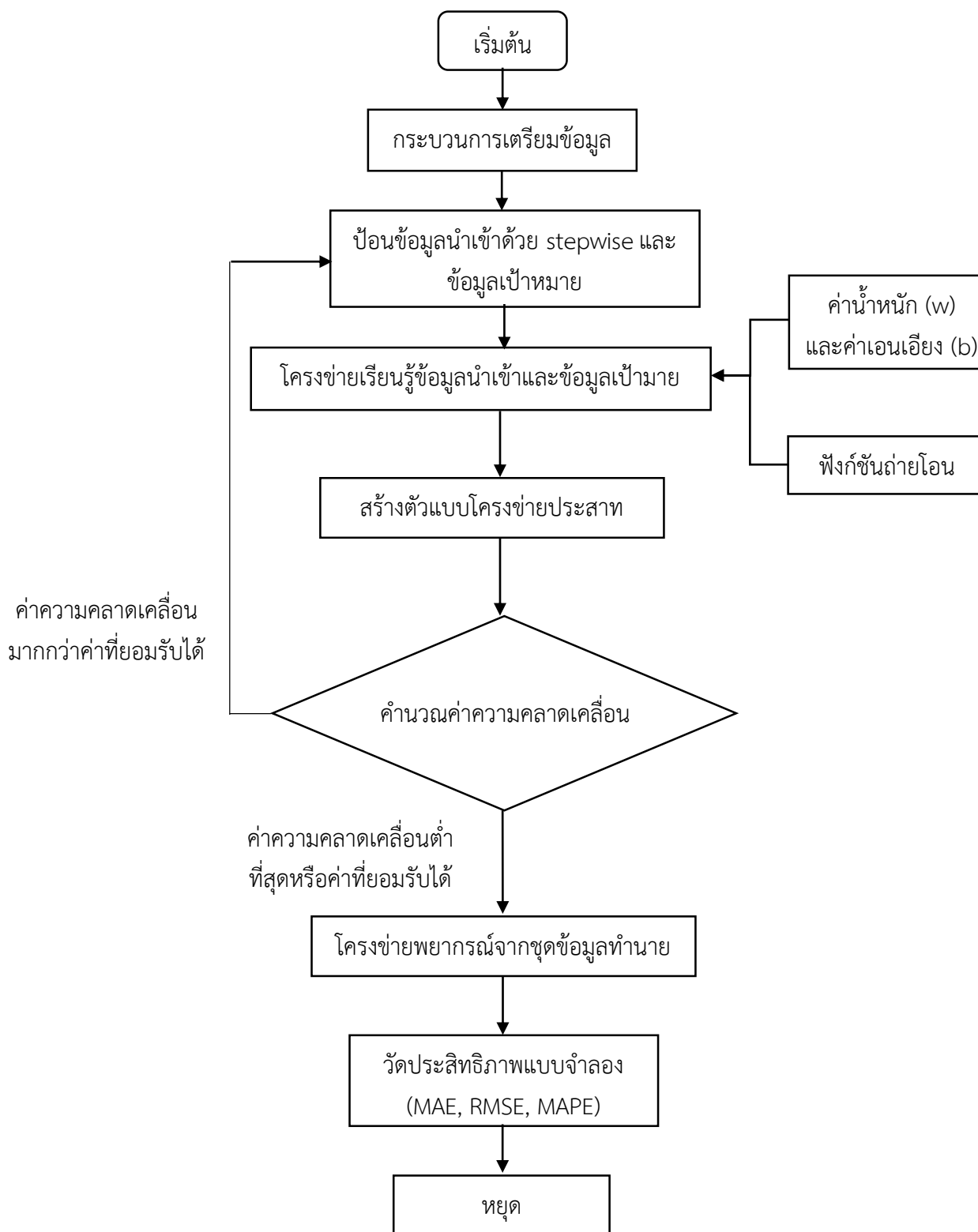
ภาพประกอบ 3.1 แผนภาพขั้นตอนการดำเนินงาน





ภาพประกอบ 3.2 แผนภาพขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง GARCH





ภาพประกอบ 3.3 แผนภาพขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH



บทที่ 4

ผลการวิจัย

ในบทนี้ได้แสดงผลจากการดำเนินงานวิจัย ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำทั้งหมด 3 วิธี คือ วิธีการพยากรณ์เมื่อมีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน (GARCH) วิธีโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองเมื่อมีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน (ANN-GARCH) และวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ (PCA-ANN-GARCH) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และความแม่นยำของแบบจำลองในการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ รายละเอียดดังนี้

- 4.1 ข้อมูลพื้นฐานราคาทองคำ
- 4.2 ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก
- 4.3 ผลการสร้างแบบจำลอง GARCH
- 4.4 ผลการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH
- 4.5 ผลการสร้างแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH
- 4.6 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง

สัญลักษณ์ที่ใช้ในการนำเสนอผลการวิจัย

เพื่อให้เกิดความเข้าใจในการแปลความหมายของผลการวิเคราะห์ข้อมูล จึงทำการกำหนดสัญลักษณ์ที่ใช้ แทนความหมาย ดังนี้

GP	แทน ราคาทองคำแท่งในประเทศไทย
Gold spot	แทน ราคาทองคำในต่างประเทศ
USD	แทน อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ
JPY	แทน อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน
SET Thailand	แทน ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย
Oil	แทน ราคาน้ำมันดิบโลก WTI
GDP	แทน ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ
r_t	แทน ผลตอบแทนราคาทองคำ ณ เวลา t
ε_t	แทน ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t
$\tilde{\varepsilon}_t$	แทน ความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน ณ เวลา t
$\tilde{\varepsilon}_t^2$	แทน ความคลาดเคลื่อนมาตรฐานยกกำลังสอง ณ เวลา t
γ_0	แทน ค่าคงที่ในแบบจำลอง GARCH
γ_1	แทน ค่าพารามิเตอร์ของ ε_{t-i}^2 โดยที่ $i = 1, 2, \dots, p$
θ_1	แทน ค่าพารามิเตอร์ของ σ_{t-i}^2 โดยที่ $i = 1, 2, \dots, q$

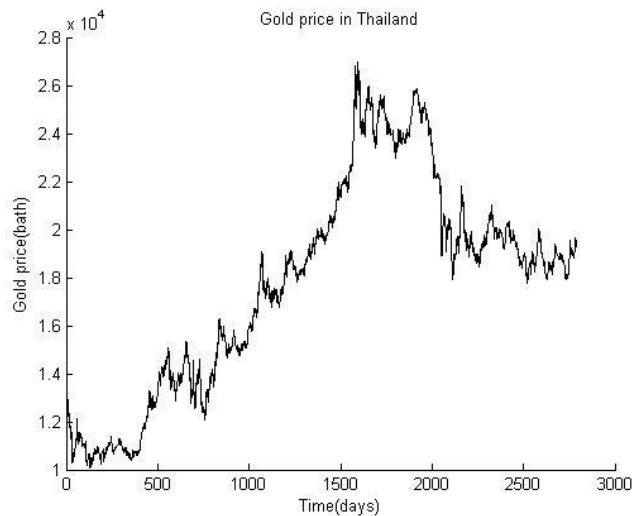


ARMA	แทน แบบจำลองในการพยากรณ์ด้วยวิธี Box-Jenkins
α_0	แทน ค่าคงที่ในแบบจำลอง ARMA
α_1	แทน พารามิเตอร์ของ r_{t-1} ในแบบจำลอง ARMA
β_1	แทน พารามิเตอร์ของ ε_{t-1} ในแบบจำลอง ARMA
Lag	แทน ตัวแปรล่าช้าในแบบจำลอง
Min.	แทน ค่าต่ำสุด
Max.	แทน ค่าสูงสุด
Mean	แทน ค่าเฉลี่ย
SD.	แทน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
Std.Error	แทน ความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน
t-statistics	แทน สถิติทดสอบ t
Coefficient	แทน ค่าสัมประสิทธิ์
Box-Ljung	แทน ค่าสถิติทดสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของความคลาดเคลื่อน
ADF	แทน สถิติทดสอบ Augmented dickey-fuller
AIC	แทน เกณฑ์ข้อสนเทศของอาไคเคะ
ACF	แทน สหสัมพันธ์ในตัวเอง
PACF	แทน สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน
MSE	แทน ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย
MAE	แทน ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์
RMSE	แทน ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย
MAPE	แทน เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย
p-value	แทน ความน่าจะเป็น

4.1 ข้อมูลพื้นฐานราคาทองคำ

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อมูลราคาทองคำ (GP) โดยเลือกข้อมูลค่าสุดขีดในช่วงคาบเวลาราย 1 วัน และตัวแปรปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อความผันผวนของราคาทองคำ ได้แก่ ราคาทองคำตลาดโลก (Gold spot) ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ (USD) อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน (JPY) เทียบกับเงิน ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Thailand) และข้อมูลราคาน้ำมันดิบโลก WTI (Oil) ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) รายวันตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 จำนวน 2,788 ค่า





ภาพประกอบ 4.1 ลักษณะแนวโน้มราคาทองคำรายวัน (GP)

4.1.1 ทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary)

จากภาพประกอบ 4.1 แสดงให้เห็นถึงว่าข้อมูลราคาทองคำ (GP_t) มีแนวโน้ม และมีลักษณะเคลื่อนไหวไม่คงที่หรือไม่นิ่ง (Non-stationary) จึงทำการทดสอบ Unit Root test ด้วยวิธีการทดสอบ ADF

ตาราง 4.1 ค่าสถิติพื้นฐานของราคาทองคำ

ตัวแปร	Min.	Max.	Mean	SD.	ADF
Gold price (GP_t)	10100	27000	17752.1	4433.2104	-1.1895
Gold price log return (r_t)	-0.1232	0.0759	0.00118	0.0094	-14.6478*

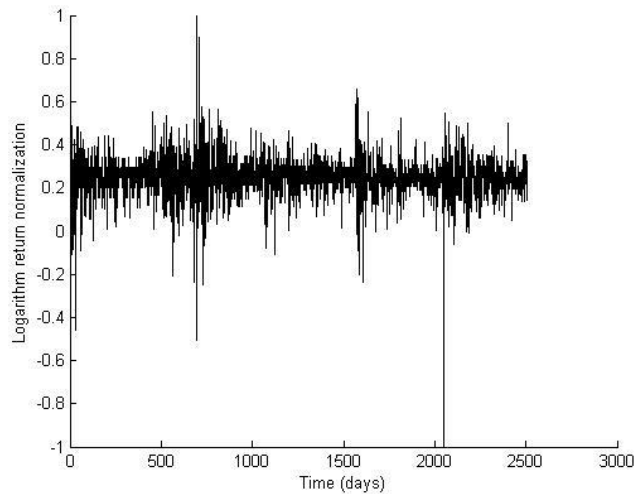
หมายเหตุ : * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

จากตาราง 4.1 ทำการทดสอบ Unit root test ข้อมูลราคาทองคำ ด้วยวิธีทดสอบ ADF ของข้อมูลราคาทองคำ ได้ค่าสถิติทดสอบ ADF เท่ากับ -1.1895 ซึ่งไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคือข้อมูลราคาทองคำ มีลักษณะเคลื่อนไหวไม่คงที่หรือไม่นิ่ง มีค่าต่ำสุดเท่ากับ 10100 ค่าสูงสุดเท่ากับ 27000 ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 17752.1 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 4433.2104 ดังนั้นจึงทำการแปลงข้อมูลราคาทองคำ ให้อยู่ในรูปผลตอบแทนของราคาทองคำ (r_t) โดยใช้วิธี Logarithm return ดังสมการ $r_t = \log GP_t - \log GP_{t-1}$ แล้วทำการทดสอบ Unit root test ด้วยวิธีการทดสอบ ADF ได้ค่าสถิติทดสอบ ADF เท่ากับ -14.6478 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 คือ ผลตอบแทนของราคาทองคำ มีลักษณะการเคลื่อนไหวคงที่หรือมีความนิ่ง



มีค่าต่ำสุดเท่ากับ -0.1232 ค่าสูงสุดเท่ากับ 0.0759 ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.00118 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.0094



ภาพประกอบ 4.2 แสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของผลตอบแทนราคาทองคำ

จากภาพประกอบ 4.2 แสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของผลตอบแทนราคาทองคำ พบว่าการเคลื่อนไหวรอบๆค่าหนึ่ง ซึ่งแสดงให้เห็นว่าข้อมูลราคาทองคำ ที่ทำการแปลงโดยใช้วิธี Logarithm return เป็นผลตอบแทนของราคาทองคำ มีลักษณะการเคลื่อนไหวคงที่หรือมีความนิ่ง

4.1.2 ทำการเตรียมข้อมูล (Data processing)

นำข้อมูลผลตอบแทนของราคาทองคำ และข้อมูลราคาทองคำตลาดโลก ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ราคาน้ำมันดิบโลก WTI และผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ซึ่งข้อมูลชุดที่ 1 ถูกแบ่ง 90% แรกตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึงวันที่ 24 ตุลาคม 2557 จำนวน 2509 วัน ใช้สำหรับสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ (Data training set) และข้อมูลชุดที่ 2 อีก 10% หลังตั้งแต่วันที่ 25 ตุลาคม 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2558 จำนวน 279 วัน ใช้เพื่อทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง (Data testing set)



4.2 ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

4.2.1 ทำการตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ

ตาราง 4.2 ค่าเมตริกซ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ

ตัวแปร	Gold spot	USD	JPY	Oil	SET Thailand	GDP
Gold spot	1.00	-0.850**	0.514**	0.410**	0.610**	0.704**
USD		1.00	-0.332**	-0.566**	-0.538**	-0.549**
JPY			1.00	0.142**	-0.298**	-0.064**
Oil				1.00	0.255**	0.123**
SET Thailand					1.00	0.888**

Bartlett's Test of Sphericity = 17622.748**

หมายเหตุ : * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

จากตาราง 4.2 แสดงค่าเมตริกซ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ พบว่าตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันได้แก่ Gold spot กับ JPY มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.514$ Gold spot กับ Oil มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.410$ Gold spot กับ SET Thailand มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.610$ Gold spot กับ GDP มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.704$ Gold spot กับ SET Thailand มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.610$ JPY กับ Oil มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.142$ Oil กับ SET Thailand มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.255$ Oil กับ GDP มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.123$ SET Thailand กับ GDP มีค่าสหสัมพันธ์ $r = 0.888$ และตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามได้แก่ Gold spot กับ USD มีค่าสหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง $r = -0.850$ USD กับ SET Thailand มีค่าสหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง $r = -0.538$ USD กับ Oil มีค่าสหสัมพันธ์ $r = -0.566$ USD กับ JPY มีค่าสหสัมพันธ์ $r = -0.332$ USD กับ GDP มีค่าสหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง $r = -0.549$ JPY กับ SET Thailand มีค่าสหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง $r = -0.298$ JPY กับ GDP มีค่าสหสัมพันธ์อยู่ระหว่าง $r = -0.064$ เพื่อแก้ไขปัญหาตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์ (Multicollinearity) สำหรับตัวแปรอิสระที่มีค่าสหสัมพันธ์ที่มีค่ามากกว่า 0.3 จะถูกพิจารณาจากการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เพื่อลดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นแบบพหุ โดยจะทำการจัดกลุ่มตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์กันไว้ด้วยกัน ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก และตรวจสอบความเหมาะสมวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก จากค่าสถิติทดสอบ Bartlett's test of Sphericity มีค่าเท่ากับ 17622.748 ค่า p-value เท่ากับ 0.0000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงให้เห็นว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันเหมาะสมที่จะใช้การวิเคราะห์ที่ปัจจัยได้



ตาราง 4.3 ค่าไอเก้นและร้อยละความแปรปรวนของตัวประกอบหลัก

ตัวประกอบหลัก	ค่าไอเก้น	ร้อยละของค่าความแปรปรวน	ร้อยละของค่าความแปรปรวนสะสม
PC1	3.312	55.200	55.200
PC2	1.511	25.190	80.390
PC3	0.860	14.334	94.723
PC4	0.219	3.653	98.376
PC5	0.071	1.180	99.556
PC6	0.027	0.444	100.000

4.2.2 ทำการเลือกองค์ประกอบหลัก

โดยพิจารณาจากค่าไอเก้นมากกว่า 1.0 (Eigenvalue > 1.0) จากตาราง 4.3 พบว่าตัวประกอบหลัก PC1 และ PC2 สามารถอธิบายความผันแปรของตัวแปรราคาทองคำตลาดโลก อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน เทียบกับเงิน ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และข้อมูลราคาน้ำมันดิบโลก WTI ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ได้ร้อยละ 80.390 จากค่าร้อยละความแปรปรวนสะสมของตัวประกอบหลัก PC1 เท่ากับ 55.200 และ PC2 เท่ากับ 25.190 ทั้งนี้ตัวประกอบหลัก PC3 ถึง PC6 มีค่าความแปรปรวนต่ำและค่าไอเก้นไม่เป็นไปตามเกณฑ์ที่กำหนด

ตาราง 4.4 ค่า Factor loading ก่อนและหลังการหมุนแกนด้วยวิธี Varimax

ตัวแปร	Communality	ไม่ได้หมุนแกน		หมุนแกนด้วยวิธี Varimax	
		PC1	PC2	PC1	PC2
Gold spot	0.932	0.935	0.243	0.544	0.798
USD	0.848	-0.888	-0.242	-0.510	-0.766
JPY	0.830	0.243	0.878	-0.395	0.821
Oil	0.378	0.529	0.313	0.193	0.584
SET Thailand	0.965	0.796	-0.576	0.978	0.090
GDP	0.870	0.823	-0.440	0.909	0.210

4.2.3 การพิจารณาค่า Factor loading

ทำการพิจารณาค่า Factor loading ที่มีค่ามากกว่า 0.5 หรือน้อยกว่า -0.5 จากตาราง 4.4 เมื่อทำการหมุนแกนด้วยวิธี Varimax ทำให้เห็นชัดเจนมากขึ้นว่าตัวแปรที่อยู่ในตัวประกอบหลัก PC1 มีอยู่ 2 ตัวแปร คือ ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ส่วนตัวประกอบหลัก PC2 มีอยู่ 4 ตัวแปร คือ ราคาทองคำในตลาดโลก (Gold spot) อัตรา



แลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ (USD) อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน (JPY) ราคาน้ำมันดิบโลก (Oil) โดย PC1 และ PC2 จะถูกใช้เป็นตัวแปรนำเข้า ในกระบวนการเรียนรู้ (Learning process) ของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ต่อไป

4.3 ผลการสร้างแบบจำลอง GARCH

4.3.1 ทำการสร้างสมการค่าเฉลี่ย (Mean equation)

ทำการประมาณสมการค่าเฉลี่ย ของผลตอบแทนของราคาทองคำ (r_t) ด้วยวิธีการของ Box-Jenkins

ตาราง 4.5 ผลการประมาณสมการค่าเฉลี่ยด้วยวิธีการ Box-Jenkins

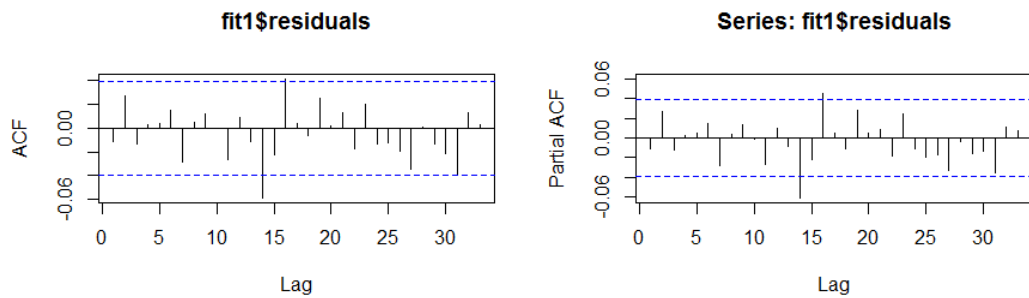
แบบจำลอง	AIC	RMSE	MAE	MAPE	Box-Ljung
ARMA(1,1)	-16153.91	0.0069	0.0063	89.5697	165.0100**
ARMA(2,1)	-16154.86	0.0069	0.0063	89.9913	173.2944**
ARMA(1,2)	-16154.78	0.0069	0.0063	90.1806	173.8340**
ARMA(2,2)	-16153.18	0.0069	0.0063	90.0148	172.8826**

หมายเหตุ : * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

จากตาราง 4.5 เนื่องจากค่า RMSE MAE จาก 4 แบบจำลอง พบว่ามีค่าเท่ากัน และให้ค่า AIC มีค่าใกล้เคียงกัน แต่แบบจำลอง ARMA(1,1) มีค่า MAPE ที่น้อยที่สุด ดังนั้นแบบจำลองที่เหมาะสมคือ ARMA(1,1) มีค่า AIC เท่ากับ -16153.91 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0069 ค่า MAE เท่ากับ 0.0063 มีจำนวนพารามิเตอร์ในแบบจำลองน้อยซึ่งง่ายต่อการใช้งาน จากค่า MAPE เท่ากับ 89.5697 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง ARMA(1,1) จากวิธีการ Box-Jenkins ไม่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis, 1982) และทำการตรวจสอบความไม่คงที่ในความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (Homoscedasticity) ด้วย Box-Ljung มีค่าเท่ากับ 165.0100 ค่า p-value เท่ากับ 0.0000 ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 นั่นคือแบบจำลอง ARMA(1,1) มีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน ซึ่งไม่เป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นของวิธีการ Box-Jenkins ดังนั้นจึงใช้วิธีในการสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลาเมื่อมีความไม่คงที่ในความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน ทำการทดสอบอทิพลของแบบจำลอง ARCH





ภาพประกอบ 4.3 ACF และ PACF ของค่า ε_t

จากภาพประกอบ 4.3 แสดงให้เห็นลักษณะ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อน พบว่าความคลาดเคลื่อนมีสหสัมพันธ์ ณ เวลา t ของช่วงเวลาห่างกัน k หน่วย อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

ตาราง 4.6 ค่าสถิติทดสอบอิทธิพลแบบจำลอง ARCH

ตัวแปร	Box-Ljung	p-value
ความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (ε_t^2)	165.0100**	0.0000

หมายเหตุ : * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

จากตาราง 4.6 ทำการทดสอบอิทธิพลของ ARCH โดยใช้ข้อมูลความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (ε_t^2) จากแบบจำลอง ARMA(1,1) ด้วยสถิติ Box-Ljung ที่ลำดับของ Lag(30) ได้ค่า Box-Ljung เท่ากับ 165.0100 ค่า p-value = 0.0000 นั่นคือแบบจำลอง ARCH(30) สามารถนำไปใช้กับผลตอบแทนของราคาทองคำแบบลอการิทึม ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 เนื่องจากลำดับของแบบจำลอง ARCH(30) มีค่ามากซึ่งทำให้พารามิเตอร์มีจำนวนมากตาม จึงใช้แบบจำลอง GARCH ซึ่งสามารถลดจำนวนพารามิเตอร์ในแบบจำลอง ARCH(30) ได้ โดยพิจารณาจากแบบจำลอง 4 แบบจำลอง GARCH(1,1) GARCH(1,2) GARCH(2,1) และ GARCH(2,2) ตรวจสอบความเหมาะสมของแบบจำลองที่สร้างขึ้นด้วยสถิติ Box-Ljung คำนวณจากค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อน $\tilde{\varepsilon}_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$ สำหรับสมการค่าเฉลี่ย และค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง ($\tilde{\varepsilon}_t^2$) สำหรับสมการความแปรปรวน จะต้องไม่มีความสัมพันธ์กัน

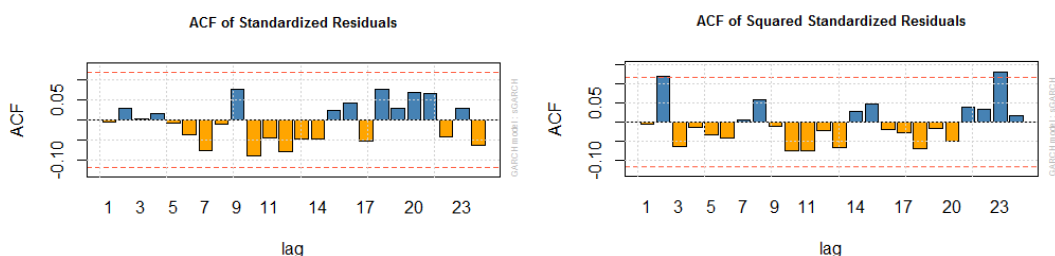


ตาราง 4.7 ผลการวัดความเหมาะสมของแบบจำลอง GARCH(p,q) ที่ Lag=9

แบบจำลอง	$\tilde{\varepsilon}_t$	$\tilde{\varepsilon}_t^2$	AIC	MAE	RMSE	MAPE
	Box-Ljung	Box-Ljung				
GARCH(1,1)	5.2523	1.2343	-6.6585	0.2518	0.2848	99.7675
GARCH(1,2)	2.2639	0.9297	-6.6574	0.2518	0.2848	99.7630
GARCH(2,1)	2.1483	0.9921	-6.6622	0.2520	0.2849	99.7849
GARCH(2,2)	6.6380	2.0988	-6.6653	0.2518	0.2848	99.7624

4.3.2 ทำการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม

จากตาราง 4.7 เมื่อพิจารณาจากค่า Box-Ljung พบว่าค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อนและค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของแบบจำลอง GARCH(1,1) GARCH(1,2) GARCH(2,1) และ GARCH(2,2) ไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเองหรือไม่เกิดปัญหา Autocorrelation โดยแบบจำลองมีความเหมาะสมทั้ง 4 แบบจำลอง จึงทำการพิจารณาประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลองโดยใช้เกณฑ์ในการพิจารณา จากค่าสถิติ AIC MAE RMSE และ MAPE พบว่าแบบจำลอง GARCH(1,1) GARCH(1,2) GARCH(2,2) มีค่า MAE RMSE เท่ากัน และเมื่อพิจารณาจากค่า AIC แบบจำลอง GARCH(1,1) มีค่า AIC เท่ากับ -6.6585 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าแบบจำลอง GARCH(1,2) GARCH(2,1) และ GARCH(2,2) เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE แสดงให้เห็นว่าค่า MAPE อยู่ในเกณฑ์เดียวกัน อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis, 1982) นั่นคือแบบจำลองทั้ง 4 แบบจำลองมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ไม่แตกต่างกัน จึงทำการเลือกแบบจำลอง GARCH(1,1) เนื่องจากมีจำนวนพารามิเตอร์ที่น้อยและสะดวกต่อการใช้งาน นำไปพัฒนาปรับปรุงแบบจำลองให้มีความแม่นยำในการพยากรณ์ต่อไป



ภาพประกอบ 4.4 ACF ของค่า $\tilde{\varepsilon}_t$ และ ACF ของค่า $\tilde{\varepsilon}_t^2$

จากภาพประกอบ 4.4 แสดงให้เห็นลักษณะ ACF ของค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อนและค่ามาตรฐานของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง จากแบบจำลอง GARCH(1,1) พบว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 และระดับนัยสำคัญ 0.01 นั่นคือสมการค่าเฉลี่ย ARMA(1,1) และสมการ



4.3.3 ทำการประมาณค่าพารามิเตอร์

จากการประมาณสมการความแปรปรวน (Variance equation) จากแบบจำลอง GARCH(1,1) และสมการค่าเฉลี่ย จากแบบจำลอง ARMA(1,1) ทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีความน่าจะเป็นสูงสุดแบบไม่มีเงื่อนไข

ตาราง 4.8 ค่าพารามิเตอร์แบบจำลอง GARCH(1,1)

สมการค่าเฉลี่ย (Mean equation)				
พารามิเตอร์	Coefficient	Std.Error	t-statistic	p-value
α_0	0.0013	0.0001	7.7233	0.0000**
α_1	0.2480	0.2574	0.9635	0.3352**
β_1	-1.6950	0.2620	-0.6468	0.5177**
สมการความแปรปรวน (Variance equation)				
พารามิเตอร์	Coefficient	Std.Error	t-statistic	p-value
γ_0	0.0000	0.0000	1.8169	0.0692
γ_1	0.1047	0.0147	7.1009	0.0000**
θ_1	0.8802	0.0158	55.5618	0.0000*

หมายเหตุ : * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

จากตาราง 4.8 แสดงค่าสัมประสิทธิ์ของสมการค่าเฉลี่ยตามแบบจำลอง ARMA(1,1) และค่าสัมประสิทธิ์ของสมการความแปรปรวนตามแบบจำลอง GARCH(1,1) โดยใช้สถิติ t-test ซึ่งมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 นั่นคือ ความแปรปรวนของผลตอบแทนราคาทองคำ ปัจจุบัน ขึ้นอยู่กับความแปรปรวนของของผลตอบแทนราคาทองคำในช่วงเวลาก่อนหน้า และเกี่ยวข้องกับเหตุการณ์ไม่คาดฝันในอดีต ดังสมการที่ (42) และสมการที่ (43)

$$\hat{r}_t = 0.0013 + 0.2480 r_{t-1} + 1.6950 \varepsilon_{t-1} \quad (42)$$

$$\sigma_t^2 = 0.1047 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.8802 \sigma_{t-1}^2 \quad (43)$$

4.3.4 ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ทำการทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง GARCH(1,1) โดยใช้ข้อมูล 10% หลังตั้งแต่วันที่ 25 ตุลาคม 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2558 จำนวน 279 ค่าข้อมูล เพื่อทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง ซึ่งใช้เกณฑ์ในการวัดจากค่า MAE RMSE และค่า MAPE ดังแสดงผลในตาราง 4.9



ตาราง 4.9 ค่าสถิติทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ล่วงหน้าที่แตกต่างกัน

พยากรณ์ล่วงหน้า (วัน)	ค่าสถิติทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยำ		
	MAE	RMSE	MAPE
7 วัน	0.1524	0.1793	93.4908
14 วัน	0.1965	0.2573	95.9874
21 วัน	0.2466	0.3046	98.9247
28 วัน	0.2442	0.2907	99.0171
279 วัน	0.2518	0.2848	99.7675

จากตาราง 4.9 พบว่าค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง GARCH(1,1) เมื่อทำการพยากรณ์ล่วงหน้าไป 7 วัน พบว่าค่า MAE เท่ากับ 0.1524 ค่า RMSE เท่ากับ 0.1793 ค่า MAPE เท่ากับ 93.4908 ทำการพยากรณ์ล่วงหน้าไป 14 วัน ค่า MAE เท่ากับ 0.1965 ค่า RMSE เท่ากับ 0.2573 ค่า MAPE เท่ากับ 95.9874 ทำการพยากรณ์ล่วงหน้าไป 21 วัน ค่า MAE เท่ากับ 0.2466 ค่า RMSE เท่ากับ 0.3046 ค่า MAPE เท่ากับ 98.9247 ทำการพยากรณ์ล่วงหน้าไป 28 วัน ค่า MAE เท่ากับ 0.2442 ค่า RMSE เท่ากับ 0.2907 ค่า MAPE เท่ากับ 99.0171 และเมื่อทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง โดยใช้ข้อมูล 10% หลังตั้งแต่วันที่ 25 ตุลาคม 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2558 ทำการพยากรณ์ล่วงหน้าไป 279 วัน มีค่า MAE เท่ากับ 0.2518 ค่า RMSE เท่ากับ 0.2848 ค่า MAPE เท่ากับ 99.7675

4.4 ผลการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH

4.4.1 ทำการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH

ผลจากการสร้างแบบจำลอง GARCH(1,1) โดยที่ค่าพยากรณ์ที่ได้จากขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง GARCH(1,1) และผลตอบแทนราคาทองคำยกกำลังสอง ถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรนำเข้าพื้นฐานในการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH

ตาราง 4.10 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและผลตอบแทนราคาทองคำ

ตัวแปร	Gold spot	USD	JPY	Oil	Set Thailand	GDP
r_t	0.7872**	-0.0748**	0.1049**	0.1348**	0.0194	-0.0172

หมายเหตุ: * มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

** มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับนัยสำคัญ 0.01



จากตาราง 4.10 แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและผลตอบแทนราคาทองคำโดยใช้วิธีการคัดเลือกตัวแปรแบบขั้นบันได (Stepwise regression procedure) ในการเลือกตัวแปรอิสระเป็นตัวแปรนำเข้า ในกระบวนการเรียนการสอน ของวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม มีจำนวนของชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้นซ่อน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน คือฟังก์ชันซิกมอยด์แบบเส้นสัมผัสไฮเพอร์โบลาร์ (Hyperbolic tangent sigmoid) มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ และใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt algorithm ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ ใช้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (MSE) เป็นเกณฑ์ในการเลือกจำนวนนิวรอนและโครงข่ายที่เหมาะสม ซึ่งแบบจำลอง ANN(13)-GARCH-1 คือแบบจำลองที่เพิ่มตัวแปรนำเข้าคือ ราคาทองคำในตลาดโลก แบบจำลอง ANN(13)-GARCH-2 เพิ่มตัวแปรนำเข้าเป็น 2 ตัว คือ ราคาทองคำในตลาดโลก และอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ แบบจำลอง ANN(13)-GARCH-3 เพิ่มตัวแปรนำเข้าตัวที่ 3 คือ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน และแบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 ตัวแปรที่ถูกเพิ่มเข้ามาเป็นตัวแปรนำเข้าคือราคาน้ำมันดิบโลก WTI

ตาราง 4.11 ผลการทดสอบและวัดประสิทธิภาพแบบจำลอง ANN-GARCH

แบบจำลอง	จำนวนรอบของการเรียนรู้	เวลา (วินาที)	MSE	ค่าเกรเดียน
ANN(13)-GARCH-1	69	7	0.000518	0.0013
ANN(13)-GARCH-2	65	7	0.000406	0.00644
ANN(13)-GARCH-3	64	7	0.000961	0.000781
ANN(12)-GARCH-4	37	4	0.000518	0.00801

จากตาราง 4.11 จากการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนสูงสุด 20 นิวรอน ทั้ง 4 แบบจำลองพบว่าแบบจำลอง ANN(13)-GARCH-1 ที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 13 นิวรอน จำนวนรอบในการเรียนรู้ เท่ากับ 69 เวลาในการเรียนเรียนรู้ เท่ากับ 7 วินาที ค่าเกรเดียน เท่ากับ 0.0013 ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ($MSE=0.000518$) แบบจำลอง ANN(13)-GARCH-2 ที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 13 นิวรอน จำนวนรอบในการเรียนรู้ เท่ากับ 65 เวลาในการเรียนเรียนรู้ เท่ากับ 7 วินาที ค่าเกรเดียน เท่ากับ 0.00644 ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ($MSE=0.000406$) แบบจำลอง ANN(13)-GARCH-3 ที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 13 นิวรอน จำนวนรอบในการเรียนรู้ เท่ากับ 64 เวลาในการเรียนเรียนรู้ เท่ากับ 7 วินาที ค่าเกรเดียน เท่ากับ 0.000781 ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ($MSE=0.000961$) แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 ที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 12 นิวรอน จำนวนรอบในการเรียนรู้ เท่ากับ 37 เวลาในการเรียนเรียนรู้ เท่ากับ 4 วินาที ค่าเกรเดียน เท่ากับ 0.00801 ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ($MSE=0.000518$) (ภาคผนวก ค)



4.4.2 ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ทำการทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง ANN-GARCH โดยใช้ข้อมูล 10% หลัง ตั้งแต่วันที่ 25 ตุลาคม 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2558 จำนวน 278 ค่าข้อมูล เพื่อทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง ซึ่งใช้เกณฑ์ค่า MAE RMSE และค่า MAPE

ตาราง 4.12 ผลการวัดประสิทธิภาพและการทดสอบแบบจำลอง ANN-GARCH

แบบจำลอง	ค่าสถิติทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยำ		
	MAE	RMSE	MAPE
ANN(13)-GARCH-1	0.0101	0.0028	1.0059
ANN(13)-GARCH-2	0.0131	0.0030	1.3089
ANN(13)-GARCH-3	0.0197	0.0057	1.1969
ANN(12)-GARCH-4	0.0208	0.0052	2.0766

จากตาราง 4.12 เมื่อทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลอง โดยใช้ข้อมูล 10% หลังตั้งแต่วันที่ 25 ตุลาคม 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2558 จำนวน 279 วัน พบว่า ประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์จากแบบจำลอง ANN(13)-GARCH-1 มีค่า MAE เท่ากับ 0.0101 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0028 ค่า MAPE เท่ากับ 1.0059 แบบจำลอง ANN(13)-GARCH-2 ค่า MAE เท่ากับ 0.0131 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0030 ค่า MAPE เท่ากับ 1.3089 แบบจำลอง ANN(13)-GARCH-3 ค่า MAE เท่ากับ 0.0178 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0054 ค่า MAPE เท่ากับ 1.7759 แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 ค่า MAE เท่ากับ 0.0208 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0052 ค่า MAPE เท่ากับ 2.0766 แสดงให้เห็นว่าค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง ANN-GARCH ทั้ง 4 แบบจำลอง มีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ (ภาคผนวก ค) ทั้งนี้แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นที่สร้างขึ้น เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่รวมตัวแปรที่มีอิทธิพลและมีความสัมพันธ์ต่อความผันผวนของราคาทองคำที่ทำการศึกษาในครั้งนี้เข้าไปในแบบจำลองมากที่สุด

4.5 ผลการสร้างแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH

4.5.1 ทำการสร้างแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH

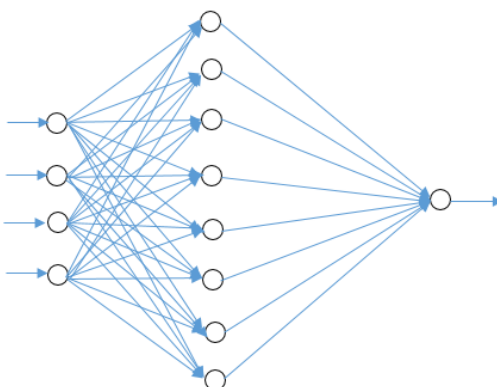
โดยมีตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 4 ตัวแปร ที่ได้จากตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำ ที่ผ่านกระบวนการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักมีจำนวน 2 ตัวแปรคือ PC1 และ PC2 ค่าพยากรณ์ที่ได้จากขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง GARCH(1,1) และผลตอบแทนราคาทองคำในรูปของผลตอบแทนราคาทองคำยกกำลังสอง เป็นตัวแปรนำเข้า ในกระบวนการเรียนการสอน ของวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม ฟังก์ชันถ่ายโอน คือฟังก์ชันซิกมอยด์แบบเส้นสัมผัสไฮเพอร์โบลาร์ มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ และใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt algorithm ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ เลือกจำนวนและโครงข่ายที่เหมาะสม โดยใช้ค่า MSE เป็นเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลองที่มีความแม่นยำในขั้นตอนการฝึกสอนของโครงข่าย



ตาราง 4.13 ผลการวัดประสิทธิภาพและการทดสอบแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH

แบบจำลอง	จำนวนรอบของ การเรียนรู้	เวลา (วินาที)	MSE	ค่าเกรเดียน
PCA-ANN(8)-GARCH	53	3	0.000293	8.24e-05

จากตาราง 4.13 จากการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนสูงสุด 20 นิวรอน พบว่าแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH ที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 8 นิวรอน จำนวนรอบในการ เท่ากับ 53 เวลาในการเรียนรู้ เท่ากับ 3 วินาที ค่าเกรเดียน เท่ากับ 8.24×10^{-5} ให้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ($MSE=0.000293$) เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสม (ภาคผนวก ง) จากภาพประกอบ 4.5 แสดงสถาปัตยกรรมโครงข่ายของแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH ที่มีจำนวนตัวแปรนำเข้า 4 ตัวแปร มีจำนวนชั้นซ่อน จำนวน 1 ชั้น และมีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 8 นิวรอน มีชั้นผลลัพธ์ จำนวน 1 ชั้น



ภาพประกอบ 4.5 สถาปัตยกรรมโครงข่าย PCA-ANN(8)-GARCH

4.6 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง

4.6.1 ทำการทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยำ

จากแบบจำลองที่สร้างขึ้นมา คือแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH และแบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 ทำการเปรียบเทียบโดยใช้แบบจำลอง GARCH(1,1) นำข้อมูลลอการิทึมของผลตอบแทนราคาทองคำ จำนวน 10% หลังเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ที่ได้ จากทั้ง 3 แบบจำลองที่ได้ โดยใช้ค่าสถิติทดสอบดังนี้ ค่า MAE RMSE และค่า MAPE



ตาราง 4.14 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง

แบบจำลอง	ทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยำ		
	MAE	RMSE	MAPE
GARCH(1,1)	0.2518	0.2848	99.7675
ANN(12)-GARCH-4	0.0208	0.0052	2.0766
PCA-ANN(8)-GARCH	0.0050	0.0036	1.2229

จากตาราง 4.14 พบว่าแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH ให้ค่า MAE เท่ากับ 0.0050 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0036 ค่า MAPE เท่ากับ 1.2229 แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 ให้ค่า MAE เท่ากับ 0.0208 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0052 ค่า MAPE เท่ากับ 2.0766 แบบจำลอง GARCH(1,1) ให้ค่า MAE เท่ากับ 0.2518 ค่า RMSE เท่ากับ 0.2848 ค่า MAPE เท่ากับ 99.7675 แสดงให้เห็นว่าค่าแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH มีค่าสถิติที่ใช้ทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ คือค่า MAE RMSE และ MAPE มีค่าน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับ แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 และแบบจำลอง GARCH(1,1)



บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาและพัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำ โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิราคาทองคำรายวัน ตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 จำนวน 2788 วัน (ไม่นับรวมวันหยุดตามประกาศจากสมาคมค้าทองคำ) โดยใช้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก และโครงการประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ ซึ่งสรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ ดังนี้

5.1 สรุปผล

5.2 อภิปรายผล

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผล

จากการศึกษาแบบจำลองในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำ โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิราคาทองคำรายวัน ตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม 2549 ถึง 30 กันยายน 2558 จำนวน 2787 วัน จากแบบจำลอง 3 แบบ คือ GARCH ANN-GARCH และ PCA-ANN-GARCH และทำการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า MAPE สามารถสรุปผลการศึกษาแต่ละวิธี ดังนี้

ในการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการของ Box-Jenkins พบว่าความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนไม่คงที่ จึงทำการทดสอบอติของแบบจำลอง ARCH โดยใช้ความคลาดเคลื่อนกำลังสองจากแบบจำลองที่สร้างขึ้นด้วยวิธีการของ Box-Jenkins คือ ARMA(1,1) พบว่ามีอติพลของแบบจำลอง ARCH(30) แต่เนื่องจากแบบจำลอง ARCH(30) มีจำนวนพารามิเตอร์ที่มาก จึงใช้แบบจำลอง GARCH เพื่อลดจำนวนพารามิเตอร์ ด้วยการประมาณสมการค่าเฉลี่ย และสมการความแปรปรวน โดยทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ ด้วยวิธีความน่าจะเป็นสูงสุดแบบไม่มีเงื่อนไข จากการสร้างแบบจำลอง GARCH ทั้งหมด 4 แบบจำลองได้แก่ GARCH(1,1) GARCH(2,1) GARCH(1,2) GARCH(2,2) ทำการทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำโดยใช้เกณฑ์ในการพิจารณา จากค่าสถิติ AIC MAE RMSE และ MAPE พบว่าแบบจำลองทั้ง 4 แบบ มีค่าสถิติ AIC MAE RMSE ใกล้เคียงกัน เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE แสดงให้เห็นว่าค่า MAPE อยู่ในเกณฑ์เดียวกัน อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis, 1982) ซึ่งประสิทธิภาพในการพยากรณ์ไม่แตกต่างกัน จึงทำการเลือกแบบจำลอง GARCH(1,1) เนื่องจากมีจำนวนพารามิเตอร์ที่น้อยและสะดวกต่อการใช้งาน

ผลการสร้างแบบจำลอง ANN-GARCH ได้จากการใช้วิธีการคัดเลือกตัวที่มีอติพลต่อความผันผวนของราคาทองคำ เป็นตัวแปรนำเข้าไปในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่าย แบบขั้นบันได และตัวแปรนำเข้าอีกสองตัวแปร คือ ค่าพยากรณ์ที่ได้จากขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง GARCH(1,1) และผลตอบแทนราคาทองคำยกกำลังสอง จะถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรนำเข้าพื้นฐานในขั้นตอนการสร้างแบบ ANN-GARCH โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน คือฟังก์ชันซิกมอยด์แบบเส้นสัมผัสไฮเปอร์โบลาร์

มี



1 ชั้น เมื่อทำการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ละ 1 นิวรอนสูงสุด 20 นิวรอน โดยเลือกจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมให้กับโครงข่าย จากค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรราคาทองคำในตลาดโลก เป็นตัวแปรนำเข้าพบว่า ANN(13)-GARCH-1 เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสม และแบบจำลอง ANN(13)-GARCH-2 เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสม เมื่อเพิ่มตัวแปรอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ เข้าไปในแบบจำลอง เมื่อเพิ่มตัวแปรที่ 3 คือ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน เข้าไปพบว่า ANN(13)-GARCH-3 เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสม และเมื่อเพิ่มตัวแปรราคาน้ำมันดิบโลก WTI เข้าไปในแบบจำลองครบทั้ง 4 ตัวแปร พบว่า ANN(12)-GARCH-4 เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสม จากแบบจำลองทั้ง 4 แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นที่สร้างขึ้น เนื่องจากเป็นแบบจำลองที่รวมตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ต่อความผันผวนของราคาทองคำในครั้งนี้ เข้าไปในแบบจำลองมากที่สุด และให้ประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์เดียวกัน อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis, 1982) และมีระยะเวลาในการเรียนรู้ที่น้อยที่สุด เท่ากับ 4 วินาที มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 นิวรอน จำนวนรอบในการเรียนรู้ (Epoch) เท่ากับ 37 รอบ ค่าเกรเดียน เท่ากับ 0.00801 มีค่า MAPE เท่ากับ 2.0766 นั่นคือ ค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองมีความแม่นยำสูง

ผลจากการสร้างแบบจำลองการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH เกิดจากการรวมตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำ ได้แก่ ราคาทองคำในตลาดโลก ราคาน้ำมันดิบโลก อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยน ดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย และผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เพื่อลดจำนวนตัวแปรนำเข้าไปในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่าย ได้ตัวแปรปัจจัยใหม่จำนวน 2 ปัจจัย ซึ่งค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง GARCH และข้อมูลผลตอบแทนราคาทองคำยกกำลังสอง ถูกกำหนดให้เป็นตัวแปรนำเข้าพื้นฐานในการสร้างแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน คือ ฟังก์ชันซิกมอยแบบเส้นสัมผัสไฮเปอร์โบลา มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ และใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt algorithm มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น เมื่อทำการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ละ 1 นิวรอน สูงสุด 20 นิวรอน โดยใช้เกณฑ์ในการเลือกจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมให้กับโครงข่าย จากค่า MSE ที่มีค่าน้อยที่สุด พบว่าแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH ที่มีจำนวนชั้นซ่อนชั้นเดียว จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเท่ากับ 8 นิวรอน มีจำนวนรอบในการเรียนรู้ เท่ากับ 53 รอบ เวลาในการเรียนรู้อยู่ที่ เท่ากับ 3 วินาที ค่าเกรเดียน เท่ากับ 8.24×10^{-5} มีค่า MAPE เท่ากับ 1.2229 นั่นคือค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองมีความแม่นยำสูง

สรุปผลการศึกษาแบบจำลองในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำ พบว่าแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ และมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าแบบจำลอง GARCH(1,1) แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 โดยใช้เกณฑ์ในการวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ จากค่า MAPE มีค่าเท่ากับ 1.2229 มีค่าน้อยที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง GARCH(1,1) และแบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4



5.2 อภิปรายผล

จากวิธีการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำด้วย GARCH พบว่าไม่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ เนื่องจากยังมีแบบจำลองในกลุ่มของ GARCH เช่น EGARCH IGARCH FIGARCH GJR อื่นๆ อีกมากมาย สอดคล้องกับการศึกษาของ Sonia (2015) ที่ได้สร้างแบบจำลองความผันผวนผลตอบแทนในทองคำในกลุ่มของ GARCH คือ GARCH(1,1) IGARCH(1,1) และ FIGARCH(1,d,1) และพบว่า FIGARCH (1,d,1) เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด

แบบจำลอง ANN(12)-GARCH-4 ช่วยในการปรับปรุงผลการพยากรณ์ที่ดีขึ้น และการเพิ่มตัวแปรนำเข้าในโครงข่ายประสาทเทียมทีละตัว ทำให้ค่า MAPE เพิ่มขึ้น และระยะเวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายยิ่งเพิ่มมากขึ้น เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรนำเข้าเข้าไปในโครงข่าย การเพิ่มตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับราคาทองคำเข้าไปในแบบจำลองมากขึ้นนั้น ไม่ได้ส่งผลให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำเพิ่มสูงขึ้นตามไปด้วย ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Kristjanpoller *et. al.* (2014) ได้ทำการศึกษแบบจำลอง ANN-GARCH สำหรับการพยากรณ์ความผันผวนของดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในลาตินอเมริกา คือ บราซิล ชิลี และเม็กซิโก และการศึกษาของ Kristjanpoller (2015) ใช้ในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำในตลาดโลก และราคาทองคำในตลาดโลกล่วงหน้า โดยรวมตัวแปรปัจจัยที่มีผลกระทบต่อความผันผวนของราคาทองคำ พบว่าแบบจำลอง ANN-GARCH เป็นแบบจำลองที่ให้ประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ที่ดี

จากผลการศึกษาการพัฒนาแบบจำลองเพื่อปรับปรุง ผลการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำ ด้วยแบบจำลอง PCA-ANN(8)-GARCH เป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมที่สุด และให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูง จากผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และความแม่นยำในการพยากรณ์แสดงให้เห็นว่าการใช้เทคนิคการวิเคราะห์หองค์ประกอบหลัก เป็นวิธีที่ใช้เพื่อลดจำนวนตัวแปรนำเข้าในโครงข่ายและยังเป็นวิธีที่ง่าย ในการเพิ่มตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำ เข้าไปในแบบจำลอง และเพื่อหลีกเลี่ยงปัญหาตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กัน ในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่าย ซึ่งได้แบบจำลองที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน และระยะเวลาในการเรียนรู้ของโครงข่ายที่น้อยถึงแม้ข้อจำกัดในขั้นตอนการทำงาน ของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ไม่มีความยุ่งยากซับซ้อนก็ตาม แต่แบบจำลองที่ได้ให้ผลในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูง สอดคล้องกับการศึกษาของ Wang (2015) ทำการพยากรณ์ดัชนีตลาดหุ้นโดยรวมวิธีการ PCA กับวิธีการของ ANN แสดงให้เห็นว่ารวม PCA กับ ANN มีประสิทธิภาพความแม่นยำในการคาดการณ์ข้อมูลทางการเงิน

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ข้อเสนอแนะจากผลการศึกษา

ผลจากการศึกษาแบบจำลองพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ ด้วยการวิเคราะห์องค์ประกอบและโครงข่ายประสาทเทียมรวมในแบบจำลองทางเศรษฐมิติ ซึ่งให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ เป็นการแสดงให้เห็นถึงการนำแบบจำลองที่มีข้อจำกัด และข้อดกของเบื้องต้นที่ยุ่งยากซับซ้อน กับแบบจำลองที่ไม่มีข้อจำกัดมากนัก เป็นแบบจำลองไฮบริดจ์ที่ให้ผลการพยากรณ์



ความผันผวนที่ดี ถึงแม้ว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีการที่ไม่มีข้อจำกัดหรือข้อตกลงเบื้องต้น ในขั้นตอนการสร้างโครงข่ายที่ยูกยากซับซ้อน แต่ข้อมูลนำมาใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่าย จำเป็นจะต้องมีจำนวนมากพอและผ่านการตรวจสอบข้อมูลเป็นอย่างดี

5.3.2 ข้อเสนอแนะเพื่อการศึกษาครั้งต่อไป

ในการศึกษาครั้งต่อไปควรศึกษาแบบจำลองในกลุ่มของ GARCH เช่น แบบจำลอง EGARCH TGARCH IGARCH FIGARCH GJR เป็นต้น ในการบูรณาการร่วมกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เป็นแบบจำลองแบบไฮบริดจ์ และศึกษาตัวแปรปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความผันผวนของราคาทองคำในประเทศไทย และการประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Fuzzy logic ในการพยากรณ์ความผันผวนราคาทองคำ การเลือกใช้โครงข่ายแบบป้อนกลับ ในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม



เอกสารอ้างอิง



เอกสารอ้างอิง

- กิตติวัจน์ ตูลสงวน. (2552). *ปัจจัยที่มีผลต่อราคาทองคำภายในประเทศไทย*. การค้นคว้าแบบอิสระปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- กัลยา วานิชย์บัญชา. (2551). *การวิเคราะห์ข้อมูลหลายตัวแปร*. กรุงเทพฯ: บริษัทธรรมสาร จำกัด.
- ขวัญใจ จันทรสุวรรณ. (2553). *ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาทองคำในประเทศไทย*. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง.
- ณัฐพงศ์ อวยพรกษกร. (2549). *การพยากรณ์ราคาทองคำแห่งประเทศไทยด้วยวิธีการนิรอลเน็ตเวิร์ค*. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย. (2558). *สินค้าและบริการ - ชนิดตลาดหลักทรัพย์*. [ออนไลน์]. ได้จาก: http://www.set.or.th/th/products/index/setindex_p1.html [สืบค้นเมื่อวันที่ 4 ตุลาคม 2558].
- ทวีพงศ์ แซ่ลิ้ม, ไกรจิต สุตะเมื่อง. (2556). ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาทองคำในตลาดโลก. *วารสารการเงินการลงทุน การตลาด และการบริหารธุรกิจ*, 3(2), 376-393.
- ธนาคารแห่งประเทศไทย. (2558). *สถิติตลาดการเงิน*. [ออนไลน์]. ได้จาก: <https://www.bot.or.th/Thai/Statistics/FinancialMarkets/Pages/default.aspx> [สืบค้นเมื่อวันที่ 15 สิงหาคม 2558].
- นิภาพร ลิ้มกุลสวัสดิ์. (2552). *การเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแห่งโดยวิธีอาร์มา*. สารนิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์การจัดการ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ.
- บริษัท ห้างขายทองจีนฮั่วเฮง จำกัด. (2558). *ปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาทองคำในตลาดโลก*. [ออนไลน์]. ได้จาก <http://www.chinhuaheng.com/readnews.php?newsid=32> [สืบค้นเมื่อวันที่ 27 กันยายน 2558].
- ปัญญา โชติประภา. (2556). *การพยากรณ์ราคาทองคำแห่งประเทศไทยโดยใช้วิธีบ็อกและเจนกินส์*. วิทยานิพนธ์ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต.
- ผล สมจิต. (2553). *ปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาทองคำในประเทศไทย*. การค้นคว้าอิสระปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาวิชาการประกอบการ มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- พงษ์ศิริ ศิริพานิช. (2550). *การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และเครือข่ายประสาทเทียม*. สารนิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาคณิตศาสตร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศิลปากร.
- พฤตธรรม์ สุธธิไชยเมธี. (2553). *เศรษฐมิติประยุกต์เพื่อการวิจัย*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ดวงแก้ว.
- ภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์. (2556). *การวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- มุก มินทร์. (2549). *อนุกรมเวลาและการพยากรณ์*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์ประกายพริก.



- ศูนย์วิจัยทองคำ. (2558). *รายงานวิจัย ศูนย์วิจัยทองคำ : เดือน กันยายน 2558 / ศูนย์วิจัยทองคำ / Gold Research Center / goldresearchcenter.com*. [ออนไลน์]. ได้จาก: <http://www.goldresearchcenter.com/node/49> [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 ตุลาคม 2558].
- สุทธิชัย ไ้วศิริ. (2538). *หลักสถิติ*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยรามคำแหง.
- สมาคมค้าทองคำ. (2558). *Gold Traders Association : สมาคมค้าทองคำ*. [ออนไลน์]. ได้จาก: <http://www.goldtraders.or.th/PageView.aspx?page=5> [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 ตุลาคม 2558].
- สมาคมค้าทองคำ. (2558). *คุณสมบัติและประโยชน์*. [ออนไลน์]. ได้จาก: <http://www.goldtraders.or.th/PageView.aspx?page=5> [สืบค้นเมื่อวันที่ 25 ตุลาคม 2558].
- สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ. (2558). *ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ รายไตรมาส* [ออนไลน์]. ได้จาก http://www.nesdb.go.th/main.php?filename=qgdp_page [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 ตุลาคม 2558].
- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2552). *ปัญหาเชิงคำนวณ*. กรุงเทพฯ: บริษัท จรัสสินทวงศ์การพิมพ์ จำกัด.
- Bildirici, M., Ömer, Ö. E. (2009). Improving forecasts of GARCH family models with the artificial neural networks: An application to the daily returns in Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 7355–7362.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Econometrica*, 49(4), 1057-1072.
- Donaldson, R. G., & Kamstra, M. (1997). An artificial neural network-GARCH model for international stock return volatility. *Journal of Empirical Finance*, 4(1), 17–46.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Khashei, M., Bijari, M., Ardali, G. A. R. (2009). Improvement of Auto-Regressive Integrated Moving Average models using Fuzzy logic and Artificial Neural Networks (ANNs). *Neurocomputing*, 72(4-6), 956-967.
- Kristjanpoller, W., Fadic, A., Marcel, C. M. (2014). Volatility forecasting using hybrid Neural Network model. *Expert Systems with Applications*, 41(5), 2437–2442.
- Kristjanpoller, W., & Marcel, C. M. (2015). Gold price volatility: A forecasting approach using the Artificial Neural Network–GARCH model. *Expert Systems with Applications*, 42(20), 7245-7251.
- Lewis, C. D. (1982). *International and Business Forecasting Methods*. London: Butterworths.



- Lin, C. (2015). Build Prediction Models for Gold Prices Based on Back-Propagation Neural Network. In *International Conference on Modelling Simulation and Applied Mathematics* (pp. 155-158). Thailand: Atlantis Press.
- Sawatmongkhonkul, P. (2012). *Comparison of gold price in Thailand market with exchange rate volatility between ARFIMAX and ARFIMAX-GARCH models*. Thesis Master of Economics the Graduate school Chiang Mai University.
- Sónia, R. Bentes. (2015). Forecasting volatility in gold returns under the GARCH, IGARCH and FIGARCH frameworks: New evidence. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 38(4), 355-364.
- Thai Gold Price. (2015). *Thai Gold Chart - Last 10 Years Thai Gold Price Graph*. [Online]. Available from: <http://www.goldpricethai.com/th/charts.php?type=10-year> [Retrieved October, 10, 2015].
- U.S. Energy Information Administration. (2015). *PETROLEUM & OTHER LIQUIDS*. [Online]. Available from: <http://tonto.eia.gov/dnav/pet/hist/LeafHandler.ashx?n=PET&s=RWTC&f=D> [Retrieved August, 15, 2015].
- Wang, J., Wang, J. (2015). Forecasting stock market indexes using principle component analysis and stochastic time effective neural networks. *Neurocomputing*, 156, 68-78.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., Michael, Y. Hu. (1998). Forecasting with artificail neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14, 35-62.



ภาคผนวก



ภาคผนวก ก
รายละเอียดการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA)



ค่าเมตริกสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ

		goldspot	us	jpy	oil	set	gdp
goldspot	Pearson Correlation	1	-.850**	.514**	.410**	.610**	.704**
	Sig. (2-tailed)		.000	.000	.000	.000	.000
	N	2787	2787	2787	2787	2787	2787
us	Pearson Correlation	-.850**	1	-.332**	-.566**	-.538**	-.549**
	Sig. (2-tailed)	.000		.000	.000	.000	.000
	N	2787	2787	2787	2787	2787	2787
jpy	Pearson Correlation	.514**	-.332**	1	.142**	-.298**	-.064**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000		.000	.000	.001
	N	2787	2787	2787	2787	2787	2787
oil	Pearson Correlation	.410**	-.566**	.142**	1	.255**	.123**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000		.000	.000
	N	2787	2787	2787	2787	2787	2787
set	Pearson Correlation	.610**	-.538**	-.298**	.255**	1	.888**
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000		.000
	N	2787	2787	2787	2787	2787	2787
gdp	Pearson Correlation	.704**	-.549**	-.064**	.123**	.888**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.001	.000	.000	
	N	2787	2787	2787	2787	2787	2787

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

ค่าไอเกนและร้อยละความแปรปรวนของตัวประกอบหลัก

Total Variance Explained

Comp onent	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumula tive %	Total	% of Variance	Cumula tive %	Total	% of Variance	Cumula tive %
1	3.312	55.200	55.200	3.312	55.200	55.200	2.533	42.214	42.214
2	1.511	25.190	80.390	1.511	25.190	80.390	2.291	38.176	80.390
3	.860	14.334	94.723						
4	.219	3.653	98.376						
5	.071	1.180	99.556						
6	.027	.444	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.



ค่าความร่วมกัน

Communalities

	Initial	Extraction
goldspot	1.000	.932
us	1.000	.848
jpy	1.000	.830
oil	1.000	.378
set	1.000	.965
gdp	1.000	.870

Extraction Method: Principal

Component Analysis.

สถิติทดสอบ Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.574
Approx. Chi-Square		17622.748
Bartlett's Test of Sphericity	df	15
	Sig.	.000

ค่า Factor loading ก่อนและหลังการหมุนแกนด้วยวิธี Varimax

Component Matrix^a

	Component	
	1	2
goldspot	.935	.243
us	-.888	-.242
jpy	.243	.878
oil	.529	.313
set	.796	-.576
gdp	.823	-.440

Extraction Method: Principal

Component Analysis.

a. 2 components extracted.

Rotated Component Matrix^a

	Component	
	1	2
goldspot	.544	.798
us	-.510	-.766
jpy	-.395	.821
oil	.193	.584
set	.978	.090
gdp	.909	.210

Extraction Method: Principal

Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with
Kaiser Normalization.a. Rotation converged in 3
iterations.

ภาคผนวก ข
รายละเอียดแบบจำลอง GARCH



การประมาณสมการค่าเฉลี่ยด้วยวิธีการ Box-Jenkins

```
Call:
arima(x = r_train, order = c(1, 0, 1))

Coefficients:
          ar1          ma1  intercept
      -0.7256404  0.7115499  0.0012627
s.e.    0.1735572  0.1710081  0.0001923

sigma^2 estimated as 0.00009332212:  log likelihood = 8080.96,
aic = -16153.91

Training set error measures:
              ME              RMSE              MAE              M
PE
Training set -0.00006801314046 0.009660337675 0.006304885649 77.528733
41
              MAPE              MASE              ACF1
Training set 89.56977612 0.6824373091 0.02161118053
```

Box-Ljung test

```
data: fit1$residual^2
X-squared = 165.01, df = 30, p-value < 0.00000000000000022204
```

```
Call:
arima(x = r_train, order = c(1, 0, 2))
```

```
Coefficients:
          ar1          ma1          ma2  intercept
      -0.7495786  0.7566388  0.0315998  0.001194
s.e.    0.2370398  0.2376703  0.0208258  0.000198

sigma^2 estimated as 0.00009321533:  log likelihood = 8082.39,
aic = -16154.78
```

```
Training set error measures:
              ME              RMSE              MAE              M
PE
Training set 0.000001181926862 0.009654808674 0.006314163088 79.010181
78
              MAPE              MASE              ACF1
Training set 89.99139135 0.683441494 0.0004022014064
```

Box-Ljung test

```
data: fit2$residual^2
X-squared = 173.29442, df = 30, p-value < 0.00000000000000022204
```

```
Call:
arima(x = r_train, order = c(2, 0, 1))
```

```
Coefficients:
          ar1          ar2          ma1  intercept
      -0.7687297  0.0308151  0.7763304  0.0011965
s.e.    0.1805645  0.0216538  0.1795822  0.0001980

sigma^2 estimated as 0.0000932125:  log likelihood = 8082.43,
aic = -16154.86
```



Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MP
E				
Training set	-0.000001267724718	0.0096546619	0.006314926285	78.85622473

	MAPE	MASE	ACF1
Training set	90.18063368	0.6835241021	-0.0001100709751

Box-Ljung test

data: fit3\$residual^2
X-squared = 173.33404, df = 30, p-value < 0.00000000000000022204

Call:
arima(x = r_train, order = c(2, 0, 2))

Coefficients:

	ar1	ar2	ma1	ma2	intercept
	-0.2016386	0.5275482	0.205703	-0.4931297	0.0011904
s.e.	0.3468548	0.3223791	0.355522	0.3296159	0.0002047

sigma^2 estimated as 0.00009320062: log likelihood = 8082.59,
aic = -16153.18

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	M
PE				
Training set	0.000004385539973	0.009654046705	0.006314113629	79.04363312

	MAPE	MASE	ACF1
Training set	90.01488617	0.6834361406	0.003277868416

Box-Ljung test

data: fit4\$residual^2
X-squared = 172.88263, df = 30, p-value < 0.00000000000000022204

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

```

Conditional Variance Dynamics

```

GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Mean Model       : ARFIMA(1,0,1)
Distribution      : norm

```

Optimal Parameters

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.250903	0.001713	146.45048	0.00000
ar1	0.245846	0.256493	0.95849	0.33782
ma1	-0.166864	0.260917	-0.63953	0.52248
omega	0.000217	0.000043	5.04122	0.00000
alpha1	0.105069	0.012811	8.20150	0.00000
beta1	0.879657	0.013252	66.38074	0.00000

Robust Standard Errors:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.250903	0.001964	127.76587	0.000000
ar1	0.245846	0.255852	0.96089	0.336607
ma1	-0.166864	0.261387	-0.63838	0.523226
omega	0.000217	0.000118	1.84696	0.064753
alpha1	0.105069	0.055879	1.88028	0.060070
beta1	0.879657	0.050888	17.28628	0.000000



LogLikelihood : 2570.912

Information Criteria

```
-----
Akaike          -2.0446
Bayes           -2.0306
Shibata         -2.0446
Hannan-Quinn    -2.0395
```

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals

```
-----
                        statistic p-value
Lag[1]                0.544 0.4608
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 2.166 0.9184
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9] 5.283 0.3915
d.o.f=2
H0 : No serial correlation
```

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals

```
-----
                        statistic p-value
Lag[1]                0.1848 0.6673
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5] 0.4847 0.9600
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9] 1.2321 0.9745
d.o.f=2
```

Weighted ARCH LM Tests

```
-----
Statistic Shape Scale P-value
ARCH Lag[3]    0.2371 0.500 2.000 0.6263
ARCH Lag[5]    0.3324 1.440 1.667 0.9315
ARCH Lag[7]    0.5787 2.315 1.543 0.9707
```

Nyblom stability test

```
-----
Joint Statistic: 1.5101
Individual Statistics:
mu      0.32659
ar1     0.08307
ma1     0.09407
omega   0.04771
alpha1  0.04145
beta1   0.05636
```

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

```
Joint Statistic: 1.49 1.68 2.12
Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75
```

Sign Bias Test

```
-----
                        t-value  prob  sig
Sign Bias              1.0556 0.2913
Negative Sign Bias     0.3134 0.7540
Positive Sign Bias     0.8954 0.3706
Joint Effect           1.7830 0.6186
```



Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

	group	statistic	p-value(g-1)
1	20	544.3	2.812e-103
2	30	633.3	7.923e-115
3	40	672.1	2.365e-116
4	50	666.1	3.686e-109

Elapsed time : 0.4240232

```
> mae_garch  
[1] 0.2518623  
> rmse_garch  
[1] 0.2848357  
> mape_garch  
[1] 99.76751
```



ภาคผนวก ค
รายละเอียดแบบจำลอง ANN-GARCH

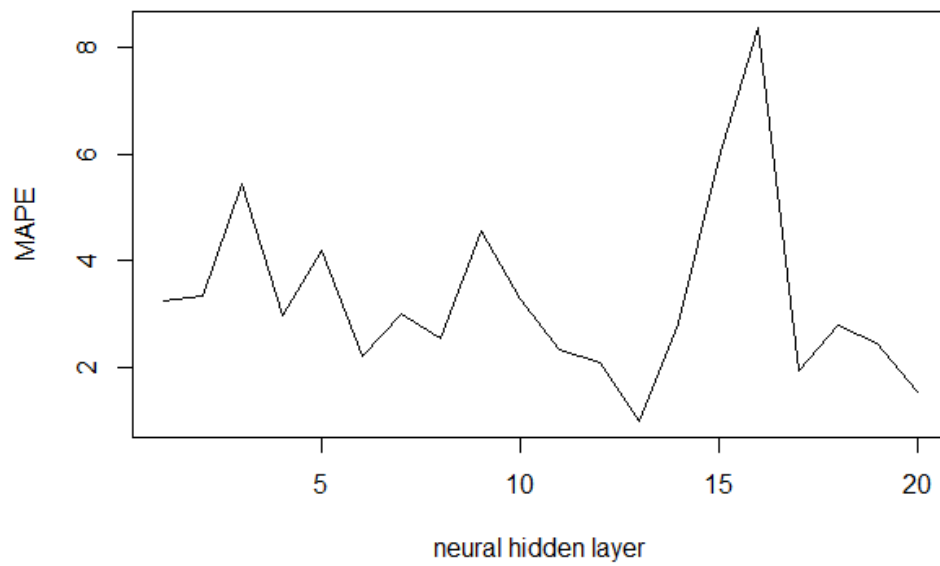


ผลการวิเคราะห์แบบจำลอง ANN-GARCH-1

Neural	Epoch	Time	MSE	Gradient
1	20	2	0.003210	0.001040
2	30	3	0.001450	0.000474
3	41	4	0.001850	0.000885
4	27	3	0.002330	0.001700
5	14	2	0.000676	0.001260
6	17	2	0.000638	0.000184
7	71	6	0.000934	0.010600
8	27	3	0.000738	0.000265
9	14	2	0.000567	0.002250
10	14	2	0.001080	0.021100
11	22	2	0.000984	0.001200
12	33	3	0.000953	0.004200
13	69	7	0.000518	0.001300
14	16	2	0.001160	0.002040
15	13	2	0.000737	0.006780
16	11	1	0.000963	0.006290
17	15	2	0.000565	0.000771
18	14	2	0.001080	0.000895
19	17	2	0.000803	0.005400
20	111	13	0.000875	0.000855



กราฟแสดงค่า MAPE เมื่อจำนวนนิวรอนเพิ่มขึ้นของแบบจำลอง ANN-GARCH-1

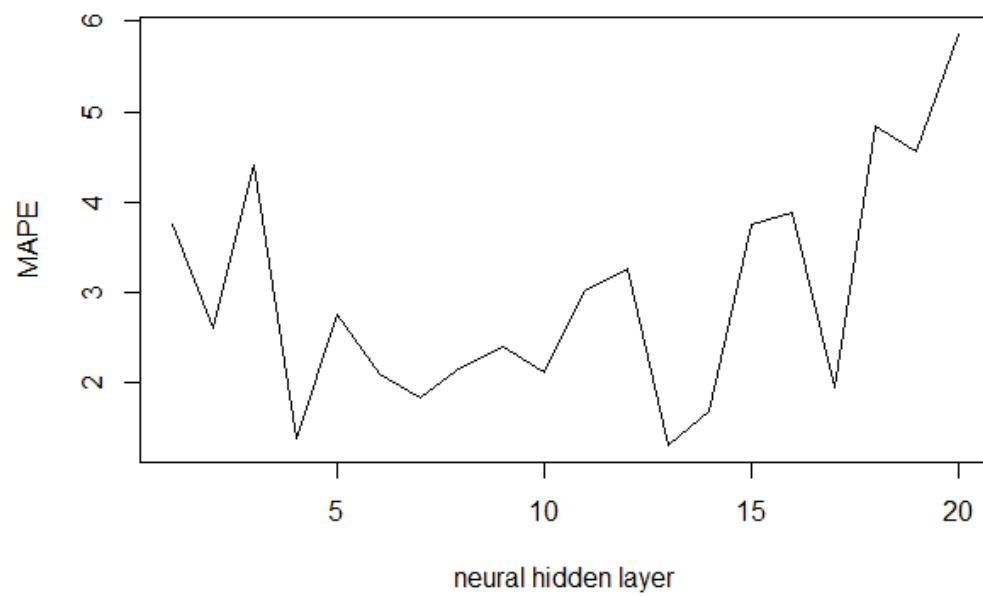


ผลการวิเคราะห์แบบจำลอง ANN-GARCH-2

Neural	Epoch	Time	MSE	Gradient
1	15	1	0.001840	0.0000605
2	14	1	0.001420	0.012600
3	30	3	0.006453	0.000655
4	82	7	0.000613	0.000640
5	46	4	0.001080	0.001330
6	53	5	0.001100	0.007480
7	58	6	0.000465	0.001020
8	30	3	0.001110	0.000758
9	45	4	0.000566	0.007220
10	54	5	0.000958	0.001080
11	13	2	0.001310	0.004920
12	17	2	0.001050	0.003600
13	65	7	0.000406	0.006440
14	37	4	0.000586	0.000232
15	16	2	0.000850	0.018100
16	14	2	0.000966	0.002410
17	52	6	0.001270	0.000572
18	16	2	0.000928	0.001690
19	16	2	0.001070	0.002090
20	14	2	0.000590	0.001230



กราฟแสดงค่า MAPE เมื่อจำนวนนิวรอนเพิ่มขึ้นของแบบจำลอง ANN-GARCH-2

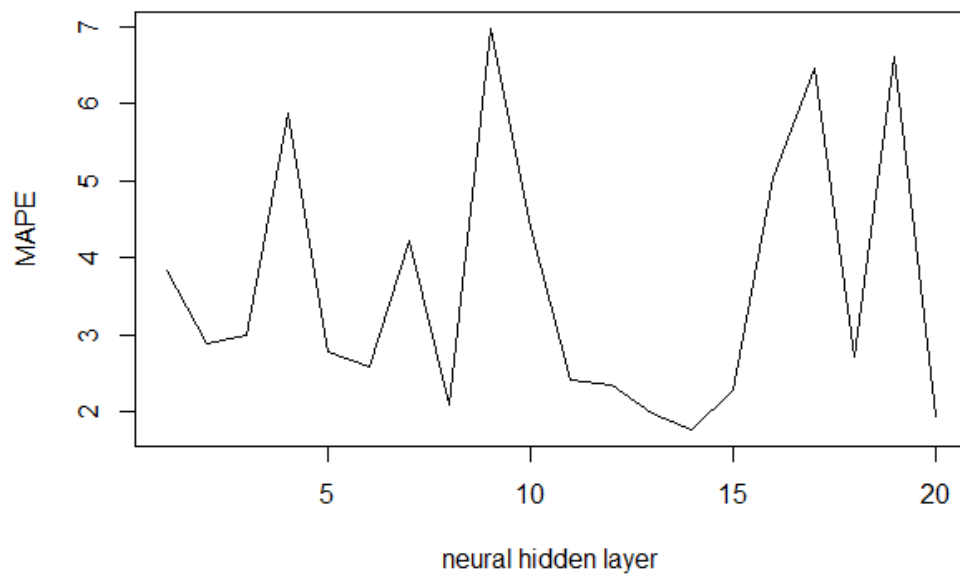


ผลการวิเคราะห์แบบจำลอง ANN-GARCH-3

Neural	Epoch	Time	MSE	Gradient
1	51	4	0.001980	0.0000926
2	29	3	0.001680	0.000223
3	56	5	0.000975	0.001190
4	21	2	0.001020	0.016400
5	24	2	0.001080	0.001950
6	27	3	0.001280	0.050900
7	19	2	0.000927	0.006950
8	46	4	0.001190	0.000281
9	13	2	0.003950	0.005450
10	16	2	0.001070	0.039900
11	44	5	0.001160	0.001720
12	28	3	0.001130	0.000833
13	31	3	0.000830	0.002690
14	64	7	0.000961	0.000781
15	24	3	0.000974	0.008950
16	21	3	0.001110	0.009250
17	12	2	0.006170	0.002150
18	26	4	0.001987	0.007380
20	86	7	0.000999	0.000747



กราฟแสดงค่า MAPE เมื่อจำนวนนิวรอนเพิ่มขึ้นของแบบจำลอง ANN-GARCH-3

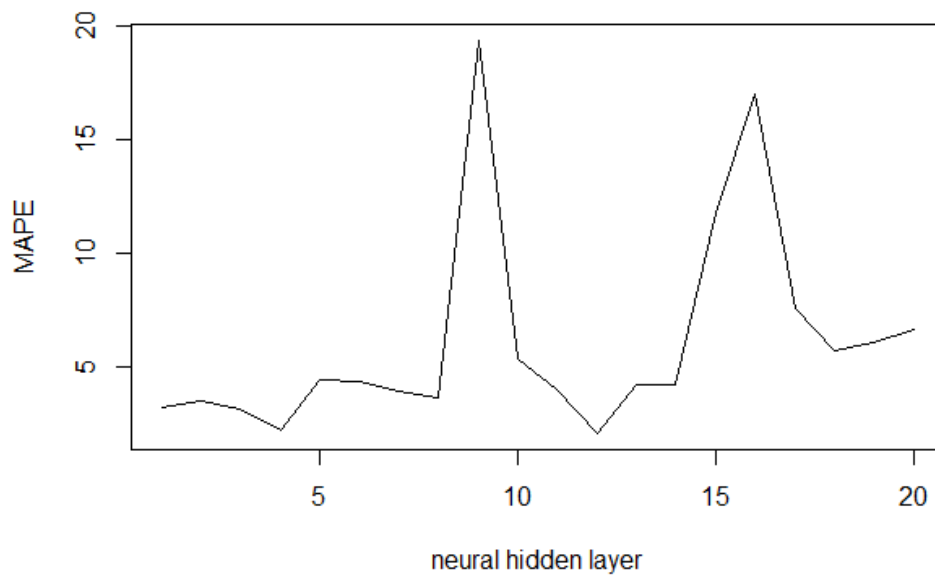


ผลการวิเคราะห์แบบจำลอง ANN-GARCH-4

Neural	Epoch	Time	MSE	Gradient
1	26	2	0.003360	0.000195
2	20	2	0.002980	0.000351
3	16	2	0.001300	0.000103
4	31	3	0.000949	0.003120
5	18	2	0.001240	0.0000984
6	17	2	0.000510	0.003480
7	21	2	0.001010	0.001940
8	26	3	0.001070	0.000634
9	12	2	0.001110	0.000601
10	26	3	0.001490	0.008500
11	20	2	0.000941	0.003200
12	37	4	0.000518	0.008010
13	18	2	0.000588	0.010700
14	14	2	0.000782	0.003370
15	12	2	0.001080	0.000523
16	11	2	0.001220	0.000741
17	12	2	0.002020	0.016400
18	18	3	0.001150	0.004440
19	17	3	0.000944	0.000799
20	12	2	0.001190	0.001770



กราฟแสดงค่า MAPE เมื่อจำนวนนิวรอนเพิ่มขึ้นของแบบจำลอง ANN-GARCH-4



ภาคผนวก ง
รายละเอียดแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH

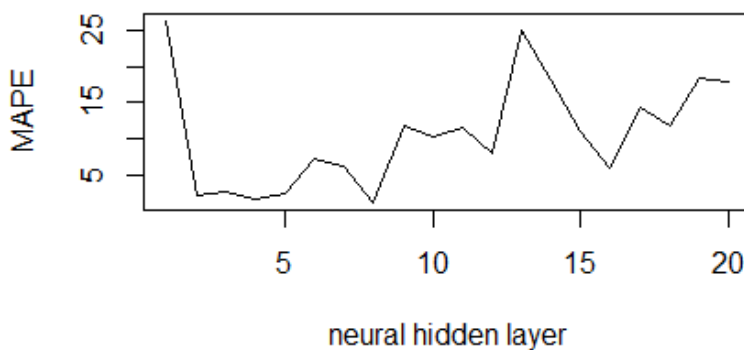


ผลการวิเคราะห์แบบจำลอง PCA-ANN-GARCH

Neural	Epoch	Time	MSE	Gradient
1	19	2	0.00905	8.80E-17
2	157	6	0.00113	0.000181
3	18	2	0.00134	0.00188
4	23	2	0.00162	0.000312
5	18	2	0.00179	0.00209
6	46	3	0.00127	0.00371
7	29	2	0.00134	0.0028
8	53	3	0.000293	8.24E-05
9	93	5	0.00424	0.00105
10	86	4	0.00171	0.00179
11	14	1	0.00272	0.00227
12	86	5	0.00099	0.000158
13	30	2	0.00104	0.00526
14	22	1	0.000881	0.00739
15	27	1	0.000999	0.00325
16	50	2	0.000984	0.00029
17	15	1	0.000913	0.00158
18	22	1	0.000695	0.00132
19	13	1	0.00122	0.00299
20	35	2	0.000902	0.00193



กราฟแสดงค่า MAPE เมื่อจำนวนนิวรอนเพิ่มขึ้นของแบบจำลอง PCA-ANN-GARCH



net =

Neural Network

```
name: "
efficiency: .cacheDelayedInputs, .flattenTime,
            .memoryReduction
userdata: (your custom info)
```

dimensions:

```
numInputs: 1
numLayers: 2
numOutputs: 1
numInputDelays: 0
numLayerDelays: 0
numFeedbackDelays: 0
numWeightElements: 49
sampleTime: 1
```

connections:

```
biasConnect: [1; 1]
```

```
Connect: [1; 0]
```



layerConnect: [0 0; 1 0]
 outputConnect: [0 1]

subobjects:

inputs: {1x1 cell array of 1 input}
 layers: {2x1 cell array of 2 layers}
 outputs: {1x2 cell array of 1 output}
 biases: {2x1 cell array of 2 biases}
 inputWeights: {2x1 cell array of 1 weight}
 layerWeights: {2x2 cell array of 1 weight}

functions:

adaptFcn: 'adaptwb'
 adaptParam: (none)
 derivFcn: 'defaultderiv'
 divideFcn: 'dividerand'
 divideParam: .trainRatio, .valRatio, .testRatio
 divideMode: 'sample'
 initFcn: 'initlay'
 performFcn: 'mse'
 performParam: .regularization, .normalization
 plotFcns: {'plotperform', plottrainstate,
 plotregression}
 plotParams: {1x3 cell array of 3 params}
 trainFcn: 'trainlm'
 trainParam: .show, .showWindow, .showCommandLine, .epochs,
 .time, .goal, .max_fail, .min_grad, .mu, .mu_dec,
 .mu_inc, .mu_max, .lr

weight and bias values:

IW: {2x1 cell} containing 1 input weight matrix
 LW: {2x2 cell} containing 1 layer weight matrix
 b: {2x1 cell} containing 2 bias vectors



methods:

adapt: Learn while in continuous use

configure: Configure inputs & outputs

gensim: Generate Simulink model

init: Initialize weights & biases

perform: Calculate performance

sim: Evaluate network outputs given inputs

train: Train network with examples

view: View diagram

unconfigure: Unconfigure inputs & outputs

evaluate: `outputs = net(inputs)`



ประวัติย่อผู้วิจัย



ประวัติย่อผู้วิจัย

ชื่อ นามสกุล	นายวิจิตร คลังภูเขียว
วัน เดือน ปีเกิด	วันที่ 24 เมษายน พ.ศ. 2533
จังหวัด และประเทศที่เกิด	อำเภอเกษตรสมบูรณ์ จังหวัดชัยภูมิ ประเทศไทย
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2551 มัธยมศึกษาตอนต้น-ตอนปลาย โรงเรียนบ้านเป่าวิทยา อำเภอเกษตรสมบูรณ์ จังหวัดชัยภูมิ พ.ศ. 2555 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาสถิติ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม พ.ศ. 2559 ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิชาวิทยาการจัดการสถิติ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ตำแหน่ง สถานที่ทำงาน	เจ้าหน้าที่บริหารงานทั่วไปปฏิบัติการ ฝ่ายวิจัยและบริการวิชาการ คณะพยาบาลศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ที่อยู่ที่สามารถติดต่อได้	บ้านเลขที่ 37 หมู่ 7 บ้านดอนหัน ตำบลหนองโพนงาม อำเภอเกษตรสมบูรณ์ จังหวัดชัยภูมิ 36120

