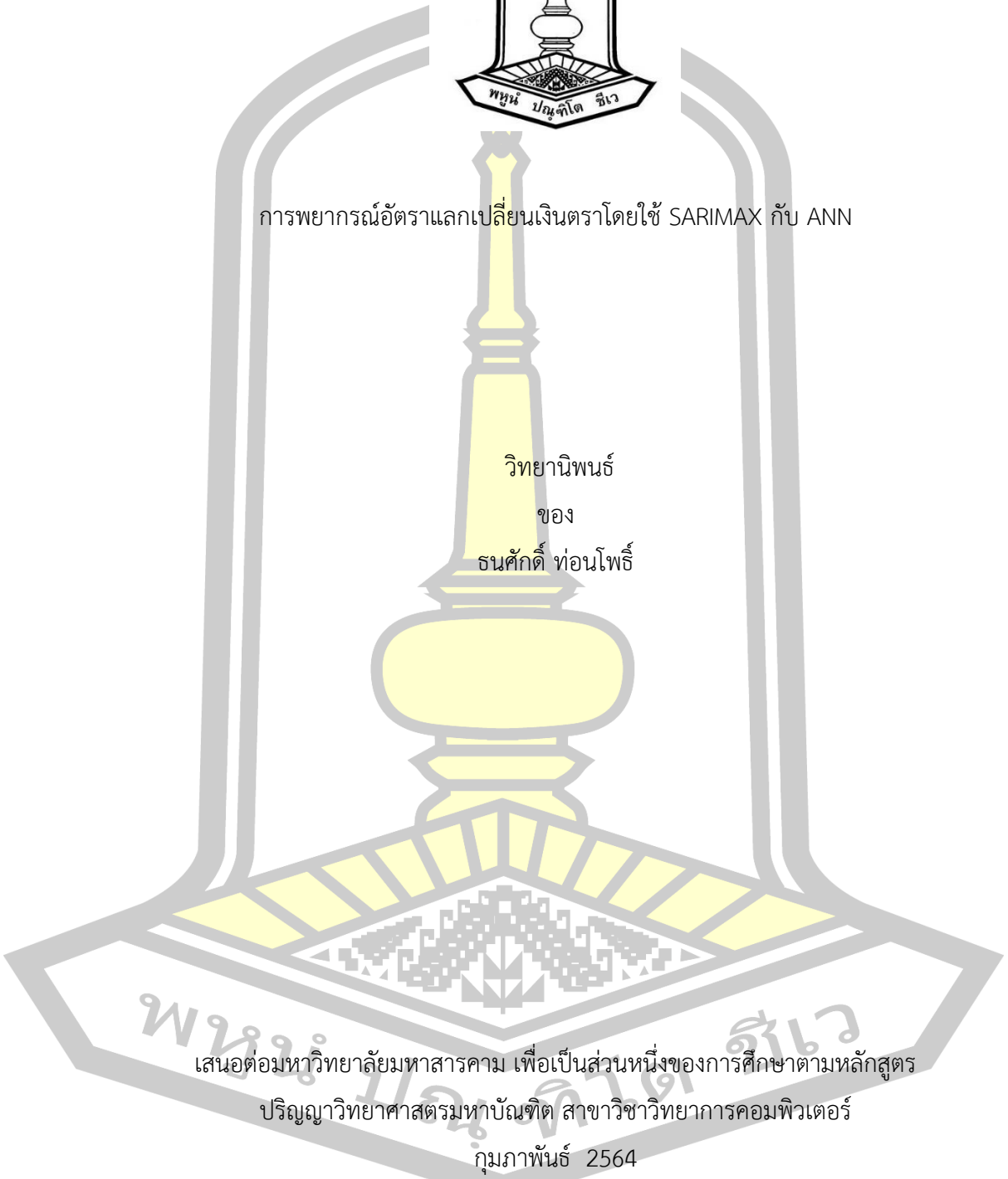
การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราโดยใช้ SARIMAX กับ ANN

วิทยานิพนธ์

ของ

ธนศักดิ์ ท่อนโพธิ์



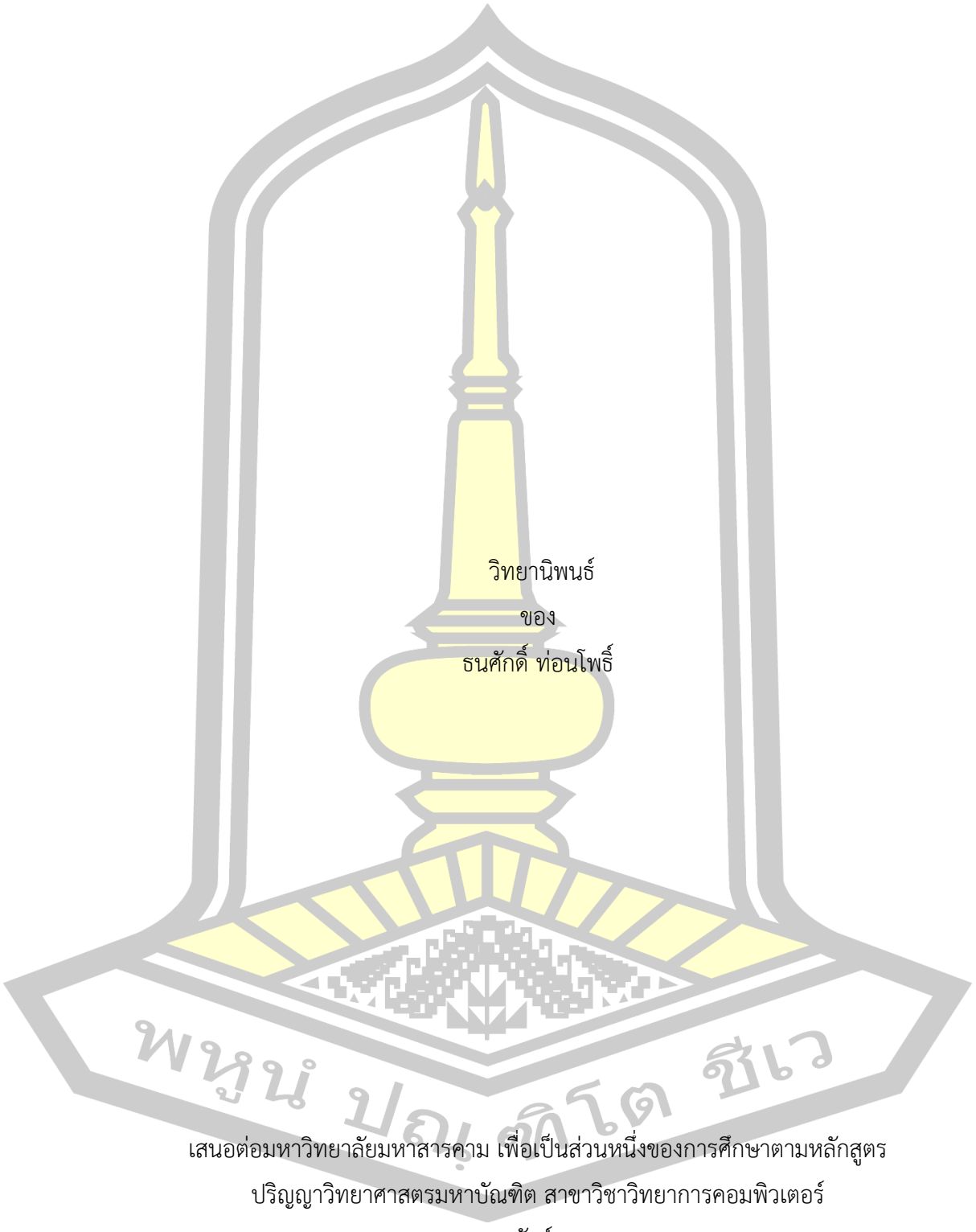
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

กุมภาพันธ์ 2564

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราโดยใช้ SARIMAX กับ ANN



วิทยานิพนธ์

ของ

ธนศักดิ์ ท่อนโพธิ์

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

กุมภาพันธ์ 2564

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Forecasting of Currency Exchange Rate using SARIMAX and ANN

Tanasak Tonpo

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements

for Master of Science (Computer Science)

February 2021

Copyright of Mahasarakham University

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายธนศักดิ์ ท่อนโพธิ์ แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ
(รศ. ดร. สิทธิชัย บุษหมั่น)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ผศ. ดร. มนัสวี แก่นอำพรพันธ์)

.....กรรมการ
(ผศ. ดร. พนิดา ทรงรัมย์)

.....กรรมการ
(ผศ. ดร. สุชาติ คุ้มมะณี)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....
(ผศ. ศศิธร แก้วมั่น)
คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

.....
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

พหุน ปณฺฑิโต ธีโร

ชื่อเรื่อง การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราโดยใช้ SARIMAX กับ ANN
ผู้วิจัย ธนศักดิ์ ท่อนโพธิ์
อาจารย์ที่ปรึกษา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. มนัสวี แก่นอำพรพันธ์
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต **สาขาวิชา** วิทยาการคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัย มหาวิทยาลัยมหาสารคาม **ปีที่พิมพ์** 2564

บทคัดย่อ

งานวิจัยด้านการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเป็นหัวข้อที่เป็นทีสนใจในกลุ่มนักลงทุน ในปัจจุบันเทคนิคการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินมีหลากหลายเทคนิคที่ได้รับความนิยมในปัจจุบัน โดยสามารถแบ่งออกเป็นสองเทคนิคหลักๆ คือ วิธีทางด้านสถิติและวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ เนื่องสองวิธีดังกล่าวเป็นวิธีพยากรณ์ข้อมูลที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) แต่อย่างไรก็ตามความแม่นยำในการพยากรณ์ทั้ง ด้านสถิติและด้านปัญญาประดิษฐ์ยังมีข้อดีข้อด้อยที่แตกต่างกัน ดังนั้นในงานวิจัยฉบับนี้จึงมุ่งเน้นศึกษาการเปรียบเทียบการพยากรณ์ระหว่างวิธีทางด้านสถิติ คือ แบบจำลอง SARIMAX (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with eXogenous) และวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ คือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network) งานวิจัยนี้นำวิธีดังกล่าวมาศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) โดยเสนอให้มีการนำตัวแปรภายนอกมาเป็นปัจจัยเสริมในการพยากรณ์ข้อมูลเพื่อให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น โดยใช้ราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกา (XAU/USD) เป็นตัวแปรภายนอก ร่วมกับราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) นอกจากนี้ยังได้ศึกษาเทคนิค การเลือกชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกทั้ง 3 รูปแบบ คือ ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ ตัวแปรภายนอกแบบช่วง และ ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ ผลที่ได้คือ ผลการพยากรณ์ระยะสั้น 10 วัน จากแบบจำลอง ANN โดยมีราคาทองคำเป็นตัวแปรภายนอกร่วมกับราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์ก แบบตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0115 แบบตัวแปรภายนอกแบบช่วงได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0121 และแบบตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0056 พยากรณ์โดยไม่ใช้ตัวแปรภายนอกได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0151 ในการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง SARIMAX ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณได้ค่า RMSE เท่ากับ 15.4522 ตัวแปรภายนอกแบบช่วงได้ค่า RMSE เท่ากับ 15.2921 ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0065 พยากรณ์โดยไม่ใช้ตัวแปรภายนอกได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0066 ทำการเปรียบเทียบผลการทดลองจะเปรียบเทียบกับระยะยาว 30 วัน เพื่อป้องกันการเอนเอียงของข้อมูล (Bias) โดยแบบจำลอง ANN พยากรณ์ล่วงหน้า 30 วันตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.5758 ตัวแปรภายนอก

แบบช่วงได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0226 ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0082 พยากรณ์โดยไม่ใช้ตัวแปรภายนอกได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.167 แบบจำลอง SARIMAX พยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณได้ค่า RMSE เท่ากับ 22.1766 ตัวแปรภายนอกแบบช่วงได้ค่า RMSE เท่ากับ 21.7962 ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0205 พยากรณ์โดยไม่ใช้ตัวแปรภายนอกได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0206 จะเห็นได้ว่าความถี่จำนวนมากของตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณและตัวแปรภายนอกแบบช่วงทำให้การพยากรณ์มีค่าความผิดพลาดมากกว่าการไม่ใช้ตัวแปรภายนอก แต่ในตัวแปรเชิงคุณภาพนั้นสามารถทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น ถึงแม้แบบจำลอง SARIMAX จะมีความแม่นยำมากขึ้นเพียงเล็กน้อยแต่แบบจำลองแบบ ANN ให้ผลการทดลองที่ดีขึ้นกว่า 1 เท่าจะเห็นได้จากผลการทดลองว่าตัวแปรภายนอกที่เหมาะสมคือชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ

คำสำคัญ : การพยากรณ์, โครงข่ายประสาทเทียม, ซารีแมกซ์, อนุกรมเวลา, การเรียนรู้ของเครื่อง, ปัญญาประดิษฐ์

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

TITLE Forecasting of Currency Exchange Rate using SARIMAX and ANN

AUTHOR Tanasak Tonpo

ADVISORS Assistant Professor Manasawee Kaenampornpan , Ph.D.

DEGREE Master of Science **MAJOR** Computer Science

UNIVERSITY Mahasarakham University **YEAR** 2021

ABSTRACT

Many currency investors have interested in the currency exchange rate prediction research field. Currently, there are many accepted techniques that have been used to predict the exchange rate. These technique are categorized into two approaches: a statistical approach and an artificial intelligence approach. The above two methods are suitable forecasts for the Time Series data. Both approaches have different advantages and disadvantages. Therefore, in this research, we focus on comparing the forecasting of currency exchange rate between statistical method, namely SARIMAX (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with eXogenous) and AI method, namely Artificial Neuron Network. This work studies the forecasting of British Pound to US Dollar exchange rates. Moreover, we propose the external variables for improving the accuracy of the forecast. The US market price of gold (XAU / USD) and together with the New York Stock Exchange (NYSE) closing prices are used as external variables. The three approaches of applying external variables were studied as follows: quantitative external variables, periodic variables and qualitative external variables. In the experiments of the 10 Days forecasting, it was found that the RMSE values of the ANN without an external variable, with the quantitative external variable, the range external variable and the qualitative external variable RMSE of are 0.0151, 0.0115, 0.0121 and 0.0056 respectively. The RMSE values of SARIMAX ANN without an external variable, with the quantitative external variable, the range external variable and the qualitative external variable RMSE of are 0.0066, 15.4522, 15.2921 and 0.0065 respectively. The experiments of the 30 Days forecasting, it was found that the RMSE values of the ANN without an external variable, with the quantitative external variable,

the range external variable and the qualitative external variable RMSE of are 0.0167, 0.5758, 0.0226 and 0.0082 respectively. The RMSE values of SARIMAX ANN without an external variable, with the quantitative external variable, the range external variable and the qualitative external variable RMSE of are 0.0206, 22.1766, 21.7962 and 0.0205 respectively. The high frequencies of the data in the method with the quantitative external variables and the range external variables made the predictions has more error than experiment without the external variables. But with the qualitative variables, the result has a higher accuracy. Even though the accuracy of the SARIMAX model only increase slightly but the accuracy of the ANN has increased significantly. To conclude, the appropriate external variable data set is the qualitative external variable data set in this research.

Keyword : Forecasting, Neural Networks, Sarimax, Time Series, Machine Learning, Artificial Intelligence

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ เรื่อง "การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราโดยใช้ SARIMAX กับ ANN" ฉบับนี้สำเร็จไปได้ด้วยดีโดยได้รับคำปรึกษาอย่างดีจาก ผศ. ดร. มนัสวี แก่นอำพรพันธ์ เป็นที่ปรึกษาโครงการให้คำแนะนำด้านแนวคิด แนวทางปฏิบัติ และช่วยตรวจทานแก้ไขข้อบกพร่องของงาน พร้อมทั้งให้ความรู้ในเชิงลึก ความชัดเจนในทฤษฎีของโครงการฉบับนี้ ทางคณะผู้จัดทำรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่านอาจารย์ และขอกราบขอบพระคุณไว้เป็นอย่างสูง

ขอขอบคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ญาติพี่น้อง และเพื่อนๆ บัณฑิตศึกษาทุกท่านที่คอยให้ความช่วยเหลือ ให้กำลังใจ แบ่งปันประสบการณ์ต่างๆ และส่งเสริมในทุกๆ ด้าน โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้าพเจ้าขอขอบพระคุณอาจารย์ในภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ทุกท่าน ที่ได้ให้ความรู้ แนวคิดใหม่ๆ จนสามารถทำโครงงานฉบับนี้สำเร็จไปได้ด้วยนี้ นอกจากนี้ข้าพเจ้าขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ฝ่ายสนับสนุนบัณฑิตศึกษาประจำคณะทุกท่านที่คอยอำนวยความสะดวก ให้คำแนะนำ และประโยชน์อันพึงมีจากโครงงานฉบับนี้ ผู้จัดทำขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

ธนศักดิ์ ท่อนโพธิ์

พหูน ปณฺฑิโต ชีเว

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ฉ

กิตติกรรมประกาศ ..... ช

สารบัญ ..... ฌ

สารบัญตาราง ..... ฑ

สารบัญภาพ ..... ด

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 หลักการและเหตุผล 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 2

1.3 ความสำคัญของการวิจัย 2

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย 2

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ 3

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4

2.1 ตลาดสกุลเงิน 4

2.1.1 สกุลเงินในตลาดฟอเร็กซ์ (Forex) 4

2.1.2 การผันผวนของค่าเงิน 4

2.1.3 โครงสร้างราคาตลาดของสกุลเงิน 5

2.2 อนุกรมเวลา (Time Series) 7

2.3 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) 9

2.4 แบบจำลอง SARIMAX 9

2.4.1 ความนิ่งของข้อมูล (Stationary Data) 11

2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) 13
2.5.1 การเรียนรู้ในนิวรอลเน็ตเวิร์ค 18
2.6 การวัดประเมินประสิทธิภาพการทดลอง 23
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 25
2.7.1 การศึกษาความสัมพันธ์และการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนที่มาจากปัจจัยต่างๆ 25
2.7.2 I Forex Trend Prediction Technique Using Multiple Indicators and Multiple Pairs Correlations DSS: a Software Design 26
2.7.3 Statistical and Machine Learning Approach in Forex Prediction Based on Empirical Data 28
2.7.4 Text mining of news-headlines for FOREX market prediction: A Multi-layer Dimension Reduction Algorithm with semantics and sentiment 29
2.7.5 Predicting exchange rate cycles utilizing risk factors 32
2.7.6 Hidden Markov Models for Forex Trends Prediction 33
2.7.7 การเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งโดยวิธีอารีมา 34
2.7.8 การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวรัสเซียที่เดินทางเข้ามาในประเทศไทยโดยตัวแบบ SARIMA 34
2.7.9 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้นโดยใช้แบบจำลองอารีมา และอารีแม็กซ์ 35
2.7.10 การทำนายการเกิดอุบัติเหตุด้วยวิธีซารีแมกซ์โดยใช้ข้อมูลพื้นฐานและตัวแปรสภาพอากาศ 36
2.7.11 การพยากรณ์ยอดขายปลีกแก๊สรถยนต์ ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม 38
2.7.12 การเปรียบเทียบความแม่ยำในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค แบบจำลองอารีมา แบบจำลองการ์ชเอ็ม 40
2.7.13 An Improved Shuffled Frog Leaping Algorithm with a Computationally Efficient Functional Link Artificial Neural Network (ISFL-CEFLANN) 40

2.7.14 A Neural Networks Filtering Mechanism for Foreign Exchange Trading Signals 42
2.7.15 Forecast Forex with ANN Using Fundamental Data 43
2.7.16 Dealing with Missing Data 44
2.7.17 สรุปการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 45
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย 46
3.1 ชุดข้อมูล (Datasets) 47
3.1.1 รวบรวมข้อมูล 47
3.1.2 ทำความสะอาดข้อมูล Data Cleansing 50
3.1.3 ลดข้อมูล (Data Reduction) 51
3.1.4 ตัวแปรภายนอก (Exogenous Variable) 53
3.1.5 การเตรียมข้อมูลตัวแปรภายนอก 56
3.1.6 ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย (Data Preprocessing) 59
3.2 แบบจำลอง SARIMAX 62
3.2.1 การทดสอบ Unit Root Test 63
3.2.2 Schwaz Bayesian Information Criteria (SBIC) 64
3.2.3 Maximum Likelihood Estimation (MLE) 64
3.2.4 Suitability Box-Pierce chi-square 65
3.2.5 กำหนดค่าตัวแปรในแบบจำลอง SARIMAX 66
3.2.6 ประเมินแบบจำลอง SARIMAX Estimation 67
3.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) 67
3.3.1 ชุดข้อมูล Training Set และ Test Set 68
3.3.2 สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 69
3.3.3 กำหนดค่าตัวแปรในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 69

3.3.4 ประเมินแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ANN Estimation 71
3.4 ประเมินประสิทธิภาพการทดลอง 71
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปราย 73
4.1 ประเมินประสิทธิภาพและการวิจารณ์ผลที่ได้ด้วยแบบจำลอง SARIMAX 73
4.1.1 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมแบบจำลอง SARIMAX 73
4.1.2 ผลการทดสอบนัยสำคัญของตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX 80
4.1.3 ผลการทดสอบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX 82
4.1.4 ผลการทดสอบสมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX 83
4.2 ประเมินประสิทธิภาพและการวิจารณ์ผลที่ได้ด้วยแบบจำลองโคร่งข่ายประสาทเทียม 86
4.2.1 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 86
4.2.2 ผลการทดสอบนัยสำคัญของตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 95
4.2.3 ผลการทดสอบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 97
4.2.4 ผลการทดสอบสมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 98
4.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลอง SARIMAX และ โคร่งประสาทเทียม 100
4.3.1 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าแบบจำลอง SARIMAX และ ANN 101
4.3.2 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้าแบบจำลอง SARIMAX และ ANN 103
4.3.3 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในช่วงเวลาอื่น 105
4.4 เปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 110
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ 112
5.1 สรุปกระบวนการ 112
5.2 สรุปและอภิปรายผล 113
5.3 ปัญหาและอุปสรรค 113
5.4 ข้อเสนอแนะ 113
บรรณานุกรม 114

ประวัติผู้เขียน..... 120

สารบัญตาราง

ตารางที่ 2-1 วิธีทำ Differencing Data 12
ตารางที่ 2-2 วิธีหาค่า RMSE 24
ตารางที่ 2-3 วิธีหาค่า MAPE 25
ตารางที่ 2-4 ผลการทดลองของงานวิจัย 27
ตารางที่ 2-5 การเปรียบเทียบการคาดการณ์ค่าเงินด้วยเทคนิค Text Mining 32
ตารางที่ 2-6 การทดลองพยากรณ์นักท่องเที่ยวรัสเซียในประเทศไทยด้วย SARIMA 35
ตารางที่ 2-7 การเปรียบเทียบการพยากรณ์เทคนิค ARIMA และ ARIMAX 36
ตารางที่ 2-8 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียม Feed Forward Multi Layer Perceptron 43

ตารางที่ 3-1 โครงสร้างข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยน GBP/USD 47
ตารางที่ 3-2 โครงสร้างข้อมูลราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกา XAUUSD 48
ตารางที่ 3-3 โครงสร้างข้อมูลราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กอเมริกา (NYSE) 49
ตารางที่ 3-4 เปรียบเทียบ Missing Value ชุดข้อมูล GBP/USD 50
ตารางที่ 3-5 เปรียบเทียบ Missing Value ชุดข้อมูล NYSE 51
ตารางที่ 3-6 ชุดข้อมูลราคาตลาดหุ้น NYSE 52
ตารางที่ 3-7 ชุดข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD 52
ตารางที่ 3-8 ชุดข้อมูลราคาทองคำตลาดสหรัฐ (ต่อออนซ์) 53
ตารางที่ 3-9 ชุดข้อมูลดิบตัวแปรภายนอก 57
ตารางที่ 3-10 ช่วงชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกตลาดหุ้นนิวยอร์กที่ถูกแบ่ง 57
ตารางที่ 3-11 ช่วงชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกราคาทองคำที่ถูกแบ่ง 58
ตารางที่ 3-12 ชุดข้อมูลช่วงตัวแปรภายนอก 58

ตารางที่ 3-13 ข้อมูลเชิงคุณภาพตัวแปรภายนอก 59
ตารางที่ 3-14 ชุดข้อมูลเชิงคุณภาพตัวแปรภายนอก 59
ตารางที่ 3-15 ชุดข้อมูลบางส่วนของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกา 60
ตารางที่ 3-16 ชุดข้อมูลบางส่วนที่ใช้ในการทดลอง 61
ตารางที่ 3-17 ค่า ADF ที่ได้จากการทำ Unit Root Test 64
ตารางที่ 3-18 ชุดตัวแปรทดสอบ 66
ตารางที่ 3-19 กำหนดค่าตัวแปรในแบบจำลอง 70

ตารางที่ 4-1 ผลการประเมินแบบจำลองใช้ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ 73
ตารางที่ 4-2 ผลการประเมินแบบจำลองใช้ตัวแปรภายนอกแบบช่วง 73
ตารางที่ 4-3 ผลการประเมินแบบจำลองใช้ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ 73
ตารางที่ 4-4 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX 75
ตารางที่ 4-5 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX 76
ตารางที่ 4-6 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ 80
ตารางที่ 4-7 ประเมินประสิทธิภาพระหว่างการใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX 81
ตารางที่ 4-8 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE แบบใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX 82
ตารางที่ 4-9 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE ตัวแปรชนิดต่างๆ ด้วยวิธี SARIMAX 83
ตารางที่ 4-10 เปรียบเทียบผลการการพยากรณ์ 30 วัน สมมติฐานแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX 84
ตารางที่ 4-11 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์สมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX 85
ตารางที่ 4-12 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN 88
ตารางที่ 4-13 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN 89
ตารางที่ 4-14 ประเมินประสิทธิภาพระหว่างการใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN 96
ตารางที่ 4-15 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE แบบใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN 97

ตารางที่ 4-16 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE ตัวแปรชนิดต่างๆ ด้วยวิธี ANN 98
ตารางที่ 4-17 เปรียบเทียบผลการการพยากรณ์ 30 วัน สมมติฐานแปรภายนอกด้วยวิธี ANN 98
ตารางที่ 4-18 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์สมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN 99
ตารางที่ 4-19 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์สมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN (ต่อ) 100
ตารางที่ 4-20 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าด้วยวิธี SARIMAX และ ANN 102
ตารางที่ 4-21 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้าด้วยวิธี SARIMAX และ ANN 104
ตารางที่ 4-22 เปรียบเทียบผลการทดลองแบบจำลอง SARIMAX และ ANN 110

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

สารบัญภาพ

ภาพที่ 2-1 ข้อมูลแบบแผนภูมิแท่งของราคาสกุลเงิน 6
ภาพที่ 2-2 แสดงข้อมูล Stationary และ Non Stationary 12
ภาพที่ 2-3 ชั้นนำเข้าข้อมูล Input Layer 14
ภาพที่ 2-4 ชั้นแอบแฝง Hidden Layer 15
ภาพที่ 2-5 ชั้นผลลัพธ์ Output Layer 16
ภาพที่ 2-6 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียม 17
ภาพที่ 2-7 ประเภทของการเรียนรู้ใน ANN 18
ภาพที่ 2-8 การเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ Back Propagation 19
ภาพที่ 2-9 วิธีคำนวณอัลกอริทึมเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) 20
ภาพที่ 2-10 แสดงการคาดการณ์ล่วงหน้า Open, Low, High และ Close ของโมเดล ASTAR 29
ภาพที่ 2-11 การทำ News-Currency Mapping 30
ภาพที่ 2-12 การทำงานของ Text Mining เพื่อคาดการณ์ค่าเงินล่วงหน้า 31
ภาพที่ 2-13 ผลการทดลองเปรียบเทียบโมเดล Sarimax และ GLM 37
ภาพที่ 2-14 ผลการทดลองด้วยเทคนิค ISFL-CEFLANN 41

ภาพที่ 3-1 อธิบายกระบวนการทำแบบจำลอง SARIMAX 62
ภาพที่ 3-2 การทำ Differencing Data ใน Matlab 63
ภาพที่ 3-3 การใช้ Maximum Likelihood ใน Matlab 65
ภาพที่ 3-4 การกำหนดตัวแปร (p,d,q)(P,D,Q)S ใน Matlab 66
ภาพที่ 3-5 การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้และทดสอบ 68
ภาพที่ 3-6 วิธีสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน Matlab 69
ภาพที่ 3-7 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 70

ภาพที่ 4-1 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงของค่าเงิน GBP/USD 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX..... 74

ภาพที่ 4-2 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงของค่าเงิน GBP/USD 10 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX..... 75

ภาพที่ 4-3 เปรียบเทียบการพยากรณ์ที่กำหนดค่า Seasonality 20 และ 5..... 77

ภาพที่ 4-4 เปรียบเทียบการพยากรณ์ที่กำหนดค่า Seasonality 20 และ 5..... 77

ภาพที่ 4-5 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 7 กันยายน 2018..... 78

ภาพที่ 4-6 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 6 เมษายน 2018..... 79

ภาพที่ 4-7 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 21 มกราคม 2018..... 79

ภาพที่ 4-8 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงค่าเงิน GBP/USD 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN..... 87

ภาพที่ 4-9 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงค่าเงิน GBP/USD 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN..... 87

ภาพที่ 4-10 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Epoch = 1000..... 90

ภาพที่ 4-11 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Epoch = 500..... 90

ภาพที่ 4-12 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Epoch = 250..... 91

ภาพที่ 4-13 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Hidden Layer =5..... 92

ภาพที่ 4-14 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Hidden Layer =3..... 92

ภาพที่ 4-15 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Hidden Layer =1..... 93

ภาพที่ 4-16 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 7 กันยายน 2018 ด้วยวิธี ANN..... 94

ภาพที่ 4-17 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 6 เมษายน 2018 ด้วยวิธี ANN..... 94

ภาพที่ 4-18 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 21 มกราคม 2018 ด้วยวิธี ANN..... 95

ภาพที่ 4-19 สรุปผลการทดลองแบบจำลอง SARIMAX และ ANN..... 101

ภาพที่ 4-20 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ ANN..... 103

ภาพที่ 4-21 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ ANN..... 105

ภาพที่ 4-22 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 8 ส.ค. 2018 106

ภาพที่ 4-23 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 29 มิ.ย. 2018 106

ภาพที่ 4-24 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 26 ธ.ค. 2017 107

ภาพที่ 4-25 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 26 พ.ย. 2017 107

ภาพที่ 4-26 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 10 พ.ย. 2018 108

ภาพที่ 4-27 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 6 มิ.ย. 2018 108

ภาพที่ 4-28 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 2 มี.ค. 2018 109

ภาพที่ 4-29 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 3 ม.ค. 2018 109

พหูน ปณฺฑิโต ชีเว

บทที่ 1
บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

ในการวิจัยการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) ในปัจจุบันมีวิธีที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย และวิธีที่ได้รับความนิยมมากที่สุดด้านหลักสถิติคือวิธี SARIMAX (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with eXogenous) เป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้หลักทางสถิติ และและวิธีพยากรณ์ข้อมูลด้านปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยใช้พื้นฐานด้านวิทยาการคอมพิวเตอร์เพื่อจำลองการเรียนรู้ของสมองมนุษย์เพื่อใช้พยากรณ์ข้อมูล สองวิธีดังกล่าวเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในงานวิจัยด้านการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน งานวิจัยนี้จึงได้มีแนวคิดนำวิธีดังกล่าวเพื่อนำมาพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) และเลือกใช้ผลการทดลองที่ดีสุดในการพยากรณ์ ใช้ราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกา (XAU/USD) และราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) เป็นตัวแปรภายนอก เนื่องจากราคาทองคำและราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์กมีการเคลื่อนไหวทุกวันทำการจึงสามารถเก็บข้อมูลได้ต่อเนื่องและจากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่าราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นมีผลกับค่าเงินของประเทศนั้นๆ จึงเหมาะสำหรับนำมาพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนรายวัน ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนรายวันจะสามารถทำกำไรได้ง่ายกว่าการพยากรณ์รายชั่วโมงเนื่องจากว่าไม่ต้องเฝ้าติดตามตลาดแลกเปลี่ยนสกุลเงินตลอดเวลา ทำการเปรียบเทียบระยะเวลา 10 วัน และระยะเวลา 30 วันล่วงหน้าของการพยากรณ์ เพื่อให้เปรียบเทียบว่าแบบจำลองใดเหมาะสมกับการพยากรณ์ระยะสั้น 10 วันและระยะยาว 30 วันล่วงหน้า โดยเลือกใช้การพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐเนื่องจากพบว่าปัจจัยภายนอกที่เป็นปัจจัยด้านการเมืองหรือปัจจัยเศรษฐกิจที่จะทำให้การพยากรณ์คลาดเคลื่อนมีน้อยกว่า เช่น กรณีเกิดการแพร่ระบาดของโคโรน่าไวรัสสายพันธุ์ใหม่ (โควิด-19) ประเทศสหรัฐอเมริกาได้สั่งระงับการเดินทางจากยุโรปยกเว้นประเทศอังกฤษและไอร์แลนด์ก่อนที่จะสั่งระงับเที่ยวบินจากอังกฤษและไอร์แลนด์เพิ่มในเวลาต่อมา นั้นแสดงให้เห็นว่าประเทศอเมริกามีความสัมพันธ์ที่กับประเทศอังกฤษมากกว่าประเทศยุโรปอื่นๆ งานวิจัยนี้จึงได้เลือกการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐซึ่งมีตัวแปรที่ส่งผลต่อการคลาดเคลื่อนของผลการทดลองน้อยกว่าคู่เงินอื่นๆ

ลักษณะข้อมูลที่เก็บข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินสกุลต่างๆจะเก็บอยู่ในแบบอนุกรมเวลา (Time Series) เนื่องจากเป็นเซตข้อมูลเชิงปริมาณจัดเก็บข้อมูลเรียงลำดับอย่างต่อเนื่องกัน เทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาที่ได้รับความนิยมคือ วิธีอารีมา (Autoregressive Integrated Moving Average: ARIMA) ซึ่งมีพื้นฐานมาจากการวิเคราะห์การถดถอย (Regression) การพยากรณ์จะใช้ข้อมูลจากอดีตเพื่อพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต วิธีอารีมามีการพัฒนาเพิ่มตัวแปรนำเข้าเพื่อให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ในงานวิจัยนี้จะใช้เทคนิควิธีซารีแมกซ์ (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable: SARIMAX)

ซึ่งเป็นการเพิ่มตัวแปรความแปรผันตามฤดูการและตัวแปรภายนอกเพื่อให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น และวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจัดอยู่ในกลุ่มเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นวิธีที่การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินที่ได้รับความนิยมในปัจจุบัน มีความแม่นยำสูง โดยใช้ข้อมูลนำเข้า 3 ตัวแปร คือ อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ และมีตัวแปรตามคือราคาทองคำ และราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก

งานวิจัยนี้จะเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยวิธี SARIMAX และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ และแสดงค่าความผิดพลาดเปรียบเทียบกันโดยใช้ชุดข้อมูลเดียวกันเพื่อไม่ให้เกิดความเอนเอียงของผลการทดลอง (Bias) งานวิจัยนี้ได้แสดงให้ทราบถึงความแตกต่างของผลลัพธ์ของทั้งสองวิธีเพื่อที่ใช้เลือกใช้วิธีที่เหมาะสมที่สุด

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์ข้อมูลด้วยตัวแบบ SARIMAX และ โครงข่ายประสาทเทียมด้วยการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) แบบราย 10 วัน และ 30 วัน เพื่อแสดงให้เห็นว่าวิธีใดสามารถพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

1.3 ความสำคัญของการวิจัย

ปัจจุบันมีงานวิจัยด้านการพยากรณ์ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ (Forecasting) เป็นจำนวนมากแต่ละงานจะมีทั้งวิธี SARIMAX และวิธีแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะเลือกใช้วิธีใดวิธีหนึ่งและทำการปรับเปลี่ยนค่าตัวแปรเพื่อให้ผลการทดลองมีค่าความผิดลพลาดน้อยที่สุด งานวิจัยนี้จะใช้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐด้วยวิธี SARIMAX และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองโดยแสดงให้เห็นว่าวิธีใดเหมาะสมกับชุดข้อมูลการพยากรณ์ด้วยข้อมูลนำเข้า 3 ตัวแปร คือ ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ ความผันผวนของราคาทองคำ และความผันผวนของตลาดหุ้นนิวยอร์ก ซึ่งเป็นข้อมูลชุดเดียวกันเพื่อป้องกันการเอนเอียงของข้อมูล (Bias) นำมาเปรียบเทียบผลการทดลองเพื่อหาค่าความผิดพลาดที่มีค่าน้อยที่สุดจากการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธี

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1.4.1 เปรียบเทียบการพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยอัลกอริทึมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Black Propagation)

1.4.2 เปรียบเทียบค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ

1.4.3 ทดลองผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนรายวัน 30 วัน และ 10 วัน ล่วงหน้า

1.4.4 อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์และค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกาในช่วงเดือนเมษายน ค.ศ. 2011 ถึง ธันวาคม ค.ศ. 2018 เป็นข้อมูลสำหรับพยากรณ์

1.4.5 ข้อมูลการผันผวนของราคาทองคำเทียบกับวันก่อนหน้า ซึ่งจะมีค่าขึ้นหรือลงหรือเท่าเดิมเมื่อเปรียบเทียบกับวันก่อนเป็นตัวแปรภายนอก

1.4.6 ข้อมูลการเปลี่ยนแปลงของราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก (New York Stock Exchange) เซึ่งจะมีค่าขึ้นหรือลงหรือเท่าเดิมเมื่อเปรียบเทียบกับวันก่อนเป็นตัวแปรภายนอก

1.4.7 กรณีที่ข้อมูลของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน ราคาทองคำ ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก มีข้อมูลไม่ครบถ้วนหรือขาดอย่างใดอย่างหนึ่งไป จะไม่ใช้ข้อมูลเหล่านั้นเป็นข้อมูลเพื่อใช้ในการพยากรณ์

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1 อัตราแลกเปลี่ยน (Exchange Rate) หมายถึง อัตราแลกเปลี่ยนคู่เงินระหว่างคู่เงินหลักและคู่เงินที่นำมาเปรียบเทียบ เช่น GBP/USD คือจำนวนเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกาเมื่อเทียบกับ 1 ปอนด์สเตอร์ลิงอังกฤษ

1.5.2 การพยากรณ์ (Forecasting) หมายถึง การคาดการณ์เหตุการณ์ในอนาคตโดยใช้ข้อมูลของตัวแปรนั้นในอดีตที่ผ่านมา เช่น การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน การพยากรณ์อัตราเงินเฟ้อ การพยากรณ์อัตราการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ

1.5.3 GBP/USD ราคาอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ หมายถึง จำนวนเงินดอลลาร์สหรัฐที่ต้องใช้ซื้อเงิน 1 ปอนด์สเตอร์ลิง

1.5.4 XAU/USD ราคาทองคำต่อดอลลาร์สหรัฐ หมายถึง จำนวนเงินดอลลาร์สหรัฐที่ใช้ซื้อทำคำหนัก 100 ออนซ์

1.5.5 NYSE ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก หมายถึง ราคาเมื่อปิดทำการในวันนั้นของตลาดหุ้นนิวยอร์ก

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในการหาแนวทางในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐโดยศึกษาการใช้ตัวแปรต้นและตัวแปรภายนอกของงานวิจัยต่างๆที่เกี่ยวข้อง ทำการเปรียบเทียบความเหมาะสมของตัวแปร ชุดข้อมูลนำเข้า การเปรียบเทียบผลการทดลองในงานวิจัยอื่น เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ด้วยวิธี SARIMAX และ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ เพื่อเลือกแบบจำลองที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดไปใช้ในการพยากรณ์ ทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ข้อมูล (Data Prediction) มีทฤษฎีที่นำไปประยุกต์ใช้เกี่ยวกับการพยากรณ์ค่าเงินในอนาคตหลายวิธีโดยเสนอทฤษฎีที่เกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

2.1 ตลาดสกุลเงิน

2.1.1 สกุลเงินในตลาดฟอเร็กซ์ (Forex)

ตลาดซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงินระหว่างประเทศ หรือ ฟอเร็กซ์ (Forex) คือตลาดแลกเปลี่ยนเงินสกุลหนึ่งเปลี่ยนไปอีกสกุลหนึ่งซึ่งจะเป็นการจับคู่ 2 สกุลเงินเท่านั้นซึ่ง มีตัวย่อที่แสดงถึงการแลกเปลี่ยนของสกุลเงิน 2 ค่า เช่น EUR/USD, USD/JPY, GBP/USD เป็นต้น ซึ่งตัวย่อ 3 ตัวเป็นตัวย่อของสกุลเงินประเทศต่างๆที่กำหนดโดยองค์การมาตรฐานสากล (ISO) ภายใต้มาตรฐาน ISO 4217 ซึ่งมีค่าสกุลเงินที่นิยมซื้อขายกันมากที่สุด 8 สกุลเงินดังนี้

1) ดอลลาร์สหรัฐ (USD)
2) ยูโร (EUR)
3) ปอนด์อังกฤษ (GBP)
4) ดอลลาร์ออสเตรเลีย (AUD)
5) เยนญี่ปุ่น (JPY)
6) รังค์สวิส (CHF)
7) ดอลลาร์แคนาดา (CAD)
8) ดอลลาร์นิวซีแลนด์ (NZD)

ทั้งหมดนี่เป็นค่าเงินหลัก 8 สกุลเงินที่ได้รับความนิยมในการซื้อขายกันมากที่สุด แต่นอกจากสกุลเงินดังกล่าวนี้ยังสามารถซื้อขายค่าเงินสกุลอื่นๆ ได้ เช่น ค่าเงินดอลลาร์สิงคโปร์ (SGD) ค่าเงินโครนสวีเดน (SEK) เป็นต้น

2.1.2 การผันผวนของค่าเงิน

การเพิ่มขึ้นหรือลดลงของค่าเงินสกุลที่เปรียบเทียบกัน (Currency Fluctuations [1]) เช่น ค่าเงินปอนด์อังกฤษและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกา (GBP/USD) ค่าเงินยูโรและค่าเงินดอลลาร์

สหรัฐอเมริกา (EUR/USD) ค่าเงินปอนด์อังกฤษและค่าเงินเยนญี่ปุ่น (GBP/JPY) ค่าเงินในแต่ละคู่ที่กล่าวมานั้นจะแข็งค่ามากขึ้นหรืออ่อนค่าลดลงเกิดจากความสัมพันธ์ของอุปสงค์และอุปทาน เมื่อมีคนต้องการถือเงินสกุลดอลลาร์สหรัฐอเมริกามากกว่าค่าเงินปอนด์อังกฤษก็จะทำให้ค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกามีค่ามากขึ้นเมื่อเทียบกับค่าเงินปอนด์อังกฤษ ซึ่งนั่นหมายความว่าค่าเงินปอนด์อังกฤษจะอ่อนค่าลงเมื่อเทียบกับค่าดอลลาร์สหรัฐอเมริกา

ปัจจัยที่ทำให้เกิดความผันผวนของค่าเงินสกุลต่างๆ [2] มีหลายปัจจัยที่ทำให้ค่าเงินแข็งค่าขึ้นและอ่อนตัวลงมีดังต่อไปนี้

1) ปัจจัยทางเศรษฐกิจ เมื่อเศรษฐกิจของประเทศดีจะทำให้นักลงทุนต้องการซื้อเงินสกุลของประเทศนั้นๆ เพื่อเข้ามาลงทุน ประเทศที่มีภาวะเศรษฐกิจดีจะมีค่าเงินแข็งค่าขึ้นด้วย

2) การใช้จ่ายของผู้บริโภค เมื่อประชาชนในประเทศมีการใช้จ่ายเงินเพื่อซื้อสินค้าหรือบริการ จะทำให้ค่าเงินของประเทศนั้นมีค่ามากขึ้นด้วย โดยรายงานการใช้จ่ายของผู้บริโภครัฐบาลของประเทศต่างๆ จะเป็นหน่วยงานที่ประกาศข้อมูล

3) ดุลบัญชีเดินสะพัด หมายถึงการไหลเข้าและไหลออกของเงินเข้าสู่ประเทศนั้นๆ หากมีเงินเข้าประเทศมากกว่าเงินออกนอกประเทศจะทำให้ค่าเงินของประเทศนั้นแข็งค่าขึ้น แต่หากมีเงินเข้าประเทศน้อยกว่าเงินออกนอกประเทศจะทำให้ค่าเงินของประเทศนั้นอ่อนค่าลง

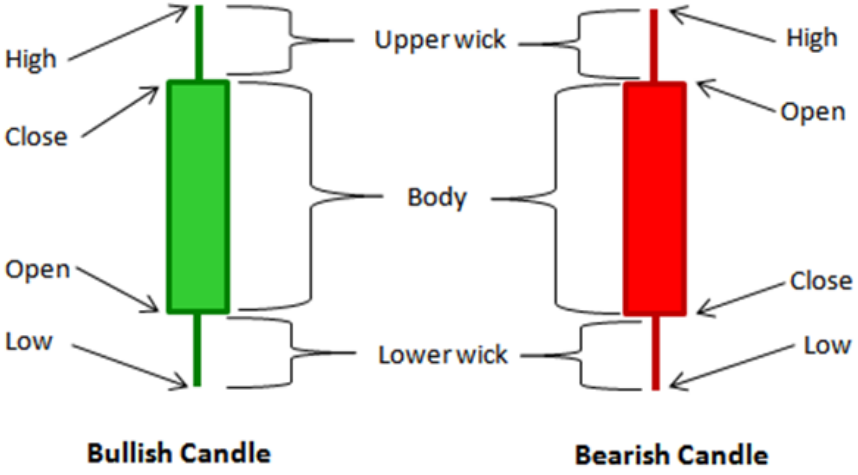
4) ปัจจัยทางการเมือง ประเทศที่ตกอยู่ในภาวะสงคราม จลาจล หรือปฏิวัติ จะทำให้ความต้องการใช้จ่ายของประชาชนลดลงและยังมีผลทำให้นักลงทุนนำเงินออกจากประเทศนั้นๆ ด้วย ซึ่งมีผลทำให้ค่าเงินของประเทศที่มีปัญหาทางการเมืองอ่อนค่าลง

5) ภัยธรรมชาติ เป็นอีกหนึ่งปัจจัยสำคัญที่ทำให้เกิดภาวะค่าเงินอ่อนค่าลง เนื่องจากประเทศประสพภัยพิบัติ เช่น แผ่นดินไหว น้ำท่วม ภูเขาไฟระเบิด หรือภัยธรรมชาติด้านอื่นๆ จะทำให้นักลงทุนขาดความเชื่อมั่น ประชาชนเก็บออมเงิน เป็นผลทำให้ค่าเงินของประเทศนั้นอ่อนค่าลง

6) การเก็งกำไร เกิดจากกลุ่มกองทุนต่างๆ มองเห็นข้อมูลและแนวโน้มค่าเงินของประเทศนั้นว่าจะแข็งค่าขึ้นหรืออ่อนค่าลง และได้ทำการเข้าซื้อหรือขายสกุลเงินดังกล่าวเพื่อหวังผลทำกำไร

2.1.3 โครงสร้างราคาตลาดของสกุลเงิน

ผู้ลงทุนในตลาดฟอเร็กซ์มักจะใช้ข้อมูลย้อนหลังของค่าเงินสกุลที่ต้องการจะทำการแลกเปลี่ยนเพื่อหวังผลกำไร ไม่ว่าจะเป็นการซื้อหรือการขายค่าเงินสกุลเหล่านั้น ซึ่งข้อมูลย้อนหลังค่าสกุลเงินนั้นจะสามารถแสดงเป็นแผนภูมิกราฟแท่งดังภาพที่ 2-1 โดยในระบบผู้ให้บริการสำหรับการแลกเปลี่ยนสกุลเงินหรือโบรกเกอร์ (Broker) ได้เตรียมข้อมูลของสกุลเงินย้อนหลังไว้ให้ซึ่งมีรายละเอียดของข้อมูลดังนี้



ภาพที่ 2-1 ข้อมูลแบบแผนภูมิแท่งของราคาสกุลเงิน
ที่มา : (https://www.ea-coder.com/how-to-read-and-understand-forex-candlestick-charts/)

ภาพที่ 2-1 ลักษณะการเคลื่อนไหวของราคาตลาดจะมีสองทิศทางคือ ขึ้น และ ลง หากราคาขึ้นตามกราฟสีเขียวแสดงว่าค่าเงินนั้นมีค่ามากขึ้น ผู้ที่ซื้อสกุลเงินนั้นจะได้กำไรเมื่อทำการขายแต่หากราคาต่ำลงตามกราฟสีแดงแสดงว่าเงินนั้นมีค่าอ่อนลงเมื่อเทียบกับอีกสกุลเงินหนึ่ง ผู้ที่ซื้อสกุลเงินนั้นจะขาดทุนเมื่อทำการขาย โดยข้อมูลของกราฟยังมีข้ออื่นๆอีกคือ

1) Open Price คือ ราคาเริ่มต้น ณ กรอบเวลานั้น
2) High Price คือ ราคาสูงสุดที่ค่าเงินสกุลนั้นขึ้นไปสูงสุด ณ กรอบเวลานั้น
3) Low Price คือ ราคาต่ำสุดที่ค่าเงินสกุลนั้นลงไปต่ำสุด ณ กรอบเวลานั้น
4) Close Price คือ ราคาปิด ณ กรอบเวลานั้น

ข้อมูลดังกล่าวข้างต้นนี้ผู้ลงทุนสามารถเลือกดูเป็นช่วงของกรอบเวลาต่างๆ ได้ เช่น กรอบเวลา 1 นาที, กรอบเวลา 5 นาที, กรอบเวลา 15 นาที, กรอบเวลา 30 นาที หรือมากกว่านี้จนถึงระดับกรอบเวลา 1 วัน, 1 สัปดาห์และมากถึง 1 เดือน จากข้อมูลเหล่านี้ทำให้ผู้ลงทุนสามารถคาดการณ์ความน่าจะเป็นของค่าเงินสกุลนั้นๆ ได้ใกล้เคียงมากขึ้นในงานวิจัยนี้จะเลือกการพยากรณ์แบบรายวันเนื่องจากสามารถเข้าทำกำไรโดยไม่ต้องเฝ้าติดตามตลาดทั้งวันเหมือนการเทรดกรอบเวลารายชั่วโมงหรือน้อยกว่า และจะทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง SARIMAX และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบราย 10 วัน และ ราย 30 วัน เพื่อเป็นการเปรียบเทียบการพยากรณ์ระยะสั้น 10 วัน และ ระยะยาว 30 วัน เพื่อทดสอบว่าแบบจำลองใดที่มีความเหมาะสมกับช่วงเวลาดังให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

2.2 อนุกรมเวลา (Time Series)

ข้อมูลที่มีการบันทึกไว้ในช่วงเวลาที่ต่อเนื่องกัน ซึ่งช่วงเวลาอาจเป็นรายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน รายไตรมาส หรือรายปี จะเป็นชุดข้อมูลที่เรียกว่าอนุกรมเวลาหรือ Time Series [3] เช่น ข้อมูลมูลค่าการส่งออกเครื่องนุ่งห่มรายเดือนของปี ข้อมูลยอดขายรายไตรมาสของปี ข้อมูลปริมาณการผลิตสินค้าชนิดหนึ่งรายปีตั้งแต่ปี พ.ศ. X-Y เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลาจะมีลักษณะขึ้น ลง หรือคงที่ของข้อมูลเรียกว่าข้อมูลมีความผันแปร ความผันแปรของข้อมูลเกิดจากสาเหตุหลายประการ เช่น การผันแปรตามฤดูกาล การผันแปรตามวัฏจักรการผันแปรแบบผิดปกติ

เทคนิคในการการพยากรณ์ข้อมูลจากอนุกรมเวลามีทั้งเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting Techniques) และ เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting) ซึ่งผู้เขียนจะกล่าวถึงเฉพาะ Quantitative Forecasting ซึ่งเป็นการใช้ตัวเลขเชิงปริมาณในอดีตมาทำการพยากรณ์ความต้องการในอนาคต โดยมีข้อมูลจำนวนมากเพียงพอที่จะใช้วิเคราะห์ทางสถิติและเหมาะสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้นหรือระยะกลาง Qualitative Forecasting นั้นจะใช้หลักการพยากรณ์โดยใช้ความสามารถของมนุษย์ที่ชำนาญการในเรื่องนั้นๆเป็นผู้พยากรณ์ความน่าจะเป็นไม่ได้ใช้ข้อมูลจากสถิติย้อนหลังมาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยสูตรการคำนวณอนุกรมเวลา มีดังนี้

การพยากรณ์โดยวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series Analysis)

$$Y = T \times S \times C \times I$$

Y = ค่าการพยากรณ์

T = ค่าอิทธิพลแนวโน้ม

S = ค่าอิทธิพลฤดูกาล

C = ค่าอิทธิพลวัฏจักร

I = ค่าผันแปรเนื่องจากเหตุการณ์ไม่ปกติ

1) ค่าแนวโน้ม (Long Term Trend : T) เป็นการแสดงถึงการเคลื่อนไหวหรือเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในระยะยาว เช่น ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย ปริมาณการนำเข้าน้ำมันดิบ เป็นต้น

2) ค่าการผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal Variation : S) หมายถึงการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล โดยเกิดขึ้นซ้ำ ๆ กันในรอบ 1 ปี จนกลายเป็นแบบแผนเดียวกัน เช่นผลผลิตข้าวจะสูงในช่วงไตรมาสแรกของปี ยอดขายของห้างสรรพสินค้าจะสูงในช่วงปลายปี เป็นต้น ในการวิเคราะห์การผันแปรตามฤดูกาลนี้จะวัดออกมาในรูปของดัชนีฤดูกาล (Seasonal Index)

3) ค่าการผันแปรตามวัฏจักร (Cyclical Variation: C) หมายถึงการเคลื่อนไหวที่เป็นไปตามวัฏจักร (เช่น วัฏจักรธุรกิจ) ซึ่งการเคลื่อนไหวตามวัฏจักรนี้จะมีลักษณะคล้ายกับการผันแปรตามฤดูกาล แต่จะมีระยะเวลาที่ยาวนานกว่า

4) การผันแปรเนื่องจากเหตุการณ์ไม่ปกติ (Irregular Variation: I) การผันแปรชนิดนี้ไม่แน่นอนไม่สามารถคาดการณ์ได้ล่วงหน้า เช่น ภัยธรรมชาติ สงคราม การนัดหยุดงาน เป็นต้น

ข้อมูลอนุกรมเวลา อาจได้รับอิทธิพลของปัจจัยที่เป็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาทั้ง 4 ปัจจัยหรือเพียงปัจจัยใดปัจจัยหนึ่งเท่านั้น การวิเคราะห์จึงควรแยกวิเคราะห์ทีละปัจจัย ซึ่งในที่นี้จะกล่าวถึงการวิเคราะห์ ปัจจัยค่าแนวโน้ม และค่าผันแปรตามฤดูกาลเท่านั้น

การพยากรณ์แนวโน้มด้วยอนุกรมเวลายังสามารถแยกวิธีการพยากรณ์ออกไปได้หลายวิธี ซึ่งมีทั้งวิธีที่คำนวณแบบง่ายความคลาดเคลื่อนสูงและวิธีที่ทำคำนวณแบบซับซ้อนให้ความใกล้เคียงกับค่าที่พยากรณ์ในอนาคตได้ใกล้เคียงมากที่สุด โดยมีวิธีการพยากรณ์ข้อมูลที่ได้รับความนิยมคือ

การพยากรณ์แนวโน้มแบบคงที่ (Naive) [4] เป็นการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตด้วยการคำนวณค่าเฉลี่ยแบบง่ายที่สุดเพื่อพยากรณ์หาความน่าจะเป็นในข้อมูลอนาคต ตัวอย่างเช่น มีข้อมูลยอดขายสินค้าของร้านตั้งแต่ปีที่ 1 - 5 คือ 10, 15, 20, 15, 10 มีหน่วยเป็นล้านบาท ในปีที่ 6 พยากรณ์ว่าจะสามารถขายสินค้าได้ดังนี้

สมการคำนวณแบบ Naive

$$Y(t) = \frac{\sum_t^n y(t)}{N} \qquad (2.1)$$

Y = ค่าการพยากรณ์

$y(t)$ = ผลรวมของข้อมูลในอดีต

N = จำนวนข้อมูลในอดีต

แทนค่า

$\sum_t^n y(t)$ = 10 +15 + 20 +15 +10

N = 5

$$Y(t) = \frac{70}{5} = 14$$

สามารถพยากรณ์ความน่าจะเป็นจากการขายสินค้าด้วยการพยากรณ์แนวโน้มแบบคงที่ของปีที่ 6 คือ 14 ล้านบาท

2.3 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

การทำงานเกี่ยวกับข้อมูลอนุกรมเวลาจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องมีการทำเตรียมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล เนื่องจากข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาอาจจะมาจากหลายแหล่งข้อมูลที่มีรูปแบบการเก็บข้อมูลที่แตกต่างกัน จึงจำเป็นต้องจัดเตรียมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเดียวกันก่อน เช่น ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐเก็บข้อมูลวันที่อยู่ในรูปแบบ YYYYMMDD แต่ข้อมูลราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์กเก็บอยู่ในรูปแบบ YYYYDDMM จึงจำเป็นต้องทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเดียวกันเพื่อป้องกันไม่เกิดความผิดพลาดระหว่างที่ทำการทดลอง มีหลายกระบวนการเพื่อทำให้ข้อมูลมีความเหมาะสมในการใช้เพื่อการพยากรณ์

1) การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing) เป็นการทำให้ข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาจากหลายแหล่งข้อมูลมีความสมบูรณ์โดยการกำจัด Missing Data หรือข้อมูลที่ขาดหายออกไป หรือการแปลงรูปแบบการเก็บข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเดียวกันเพื่อป้องกันข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างทำการทดลอง

2) การลดข้อมูล (Data Reduction) เป็นการกำจัดข้อมูลที่ไม่จำเป็นที่ต้องใช้ออก เช่น ในกรณีที่ต้องการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐแบบรายวัน แต่ข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาได้นั้นมีข้อมูลราคาต่ำสุดและสูงสุดในแต่ละวันมาด้วย ซึ่งไม่ใช่ข้อมูลที่เป็นปัจจัยภายนอกที่เลือกใช้ในการพยากรณ์ให้ทำการลบข้อมูลเหล่านั้นออกเพื่อให้ข้อมูลมีขนาดเล็กลงช่วยเพิ่มความเร็วในการประมวลผลได้

การแก้ปัญหาข้อมูลทั้งการทำ Data Cleansing และ การแก้ปัญหา Missing Data โดยใช้วิธีต่างๆ มีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกันออกไปโดยคำนึงถึงปัจจัย ได้แก่ ทรัพยากรที่ใช้ในการแก้ไขปัญหาหากต้องใช้เวลานานขึ้นก็ควรจะเลือกวิธีอื่นในการแก้ปัญหาเกี่ยวกับข้อมูล เวลาที่ใช้ในการประมวลผลหากแก้ปัญหาข้อมูลแล้วทำให้การประมวลผลพยากรณ์ใช้เวลานานมากเกินไปก็ควรจะใช้วิธีอื่นแก้ปัญหาข้อมูล ความแม่นยำของการพยากรณ์หากความแม่นยำเพิ่มขึ้นได้เปอร์เซ็นต์ที่ไม่มากแต่ต้องใช้เวลาในการประมวลผลนานและเสียทรัพยากรมากขึ้นควรจะเลือกวิธีแก้ปัญหาข้อมูลแบบอื่น

2.4 แบบจำลอง SARIMAX

ประยุกต์มาจากแบบจำลอง ARIMA ซึ่งมีพื้นฐานมาจากการทำ Auto Regressive (AR) การทำ Moving Average (MA) และกระบวนการ Integrated(I) เป็นพื้นฐานเริ่มต้น โดยหลังจากนั้นจะมีการพัฒนาไปเป็นแบบจำลอง SARIMAX ต่อไปเพื่อทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นโดยการเพิ่มตัวแปรภายนอกและเพิ่มความเป็น Seasonality

แบบจำลอง Auto Regressive เป็นรูปแบบการสั่งเกตค่าพยากรณ์ Y(t) จากข้อมูลที่เกิดขึ้นก่อนหน้าลำดับที่ p โดยกระบวนการ AR(p) คือการทำ Auto Regressive ที่มีอันดับที่ p สามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$x_t = \mu + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \ldots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

โดยที่

x_t คือ ข้อมูลพยากรณ์

μ คือ ค่าคงที่ (Constant Term)

ϕ_p คือ พารามิเตอร์ตัวที่ p

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

แบบจำลอง Moving Average เป็นรูปแบบการสังเกตค่าพยากรณ์ y(t) ถูกกำหนดจากค่าความคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า โดยกระบวนการมีอันดับ q ซึ่งเขียนอยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$x_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.3)$$

โดยที่

x_t คือ ข้อมูลพยากรณ์

μ คือ ค่าคงที่ (Constant Term)

θ_q คือ พารามิเตอร์เฉลี่ยคลาดเคลื่อนที่ q

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

กระบวนการ Integrated (d) เป็นการหาผลต่างของอนุกรมเวลาระหว่าข้อมูลปัจจุบันกับข้อมูล ณ เวลา d เนื่องจากว่าแบบจำลอง ARIMA ต้องใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) เท่านั้น การทำให้ข้อมูลที่เป็น (Nonstationary) ให้เป็นชุดข้อมูล (Stationary) ใช้วิธีการ Integrated หรือบางงานวิจัยเรียกว่า Differencing Data โดยสามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$\Delta_d x_t = \Delta_{d-1}(x_t - x_{t-1}) \quad (2.4)$$

โดยที่

$\Delta_d x_t$ คือ ข้อมูลที่ทำ Differencing

d คือ ข้อมูลลำดับที่นำมา Differencing กับข้อมูล x_t

การพัฒนาความแม่นยำในการพยากรณ์ในแบบจำลอง ARIMA จะมีแนวคิดการเพิ่มตัวแปรเชิงฤดูกาล Seasonality และตัวแปรภายนอก Exogenous Variable เพื่อให้เกิดค่าความผิดพลาดที่

ลดลงซึ่งได้ผลดีมากขึ้นและได้รับความนิยมในการพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลอนุกรมเวลาเรียกว่าแบบจำลอง SARIMAX (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with eXogenous) สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\phi_p(L)\tilde{\phi}_P(L^s)\Delta^d\Delta_s^D yt = A(t) + \theta_q(L)\tilde{\theta}_Q(L^s)\varepsilon_t + \sum_{i=1}^{r}\alpha_i X_{it} \quad (2.5)$$

โดยที่

$\phi_p(L)$ คือ ค่า พารามิเตอร์ AR ที่ไม่ใช่ฤดูกาล (p)

$\tilde{\phi}_P(L^s)$ คือ ค่า พารามิเตอร์ AR เชิงฤดูกาล (P)

$\Delta^d\Delta_s^D yt$ คือ ค่า Differenced ที่ไม่ใช่ฤดูกาล (d) และค่า Differenced เชิงฤดูกาล (D)

$A(t)$ คือ ค่า trend polynomial

$\theta_q(L)$ คือ ค่า พารามิเตอร์ MA ที่ไม่ใช่ฤดูกาล (q)

$\tilde{\theta}_Q(L^s)\varepsilon_t$ คือ ค่า พารามิเตอร์ MA เชิงฤดูกาล (Q)

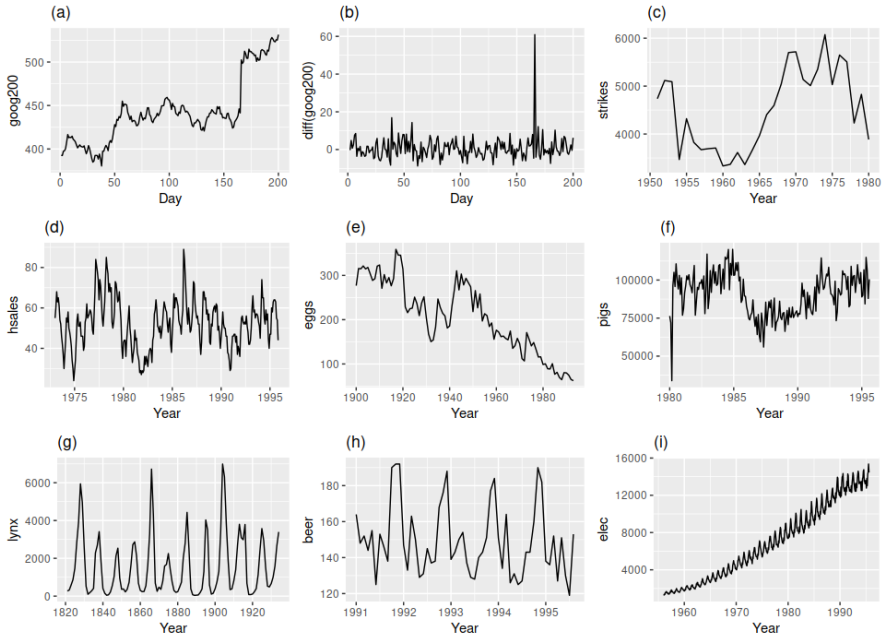
X คือ ตัวแปรภายนอก

α_i คือ พารามิเตอร์ของ Xt ตัวที่ i : i = 1, 2, ..., r

2.4.1 ความนิ่งของข้อมูล (Stationary Data)

ข้อมูลที่มีลักษณะนิ่งคือข้อมูลที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าความแปรปรวน (Variance) คงที่ ในกรณีที่เลือกสุ่มข้อมูลออกมาบางส่วนจากข้อมูลที่ได้เก็บรวบรวมไว้สำหรับการทดลอง ก่อนการสร้างแบบจำลองจึงต้องมีการทำข้อมูลที่ไม่นิ่ง (Non Stationary) ให้เป็นข้อมูลที่นิ่งเสียก่อน (Stationary)

พหุน ปณฺ ฑิโต ชีเว



ภาพที่ 2-2 แสดงข้อมูล Stationary และ Non Stationary

ที่มา : (https://otexts.com/fpp2/stationarity.html#fig:stationary)

ภาพที่ 2-2 มีข้อมูลที่เป็น Stationary อยู่สองชุดข้อมูลคือ (b) และ (g) นอกจากนั้นเป็นข้อมูลที่เป็น Non Stationary โดยวิธีการทำให้ข้อมูลที่ไม่นิ่งเป็นข้อมูลที่นิ่งเหมาะสำหรับการสร้างแบบจำลองคือวิธี Differencing ข้อมูล

ตารางที่ 2-1 วิธีทำ Differencing Data

Date	Sale Report	Diff1
1	16.5	
2	16.75	0.25
3	18.5	1.75
4	19.9	1.4
5	20.2	0.3
6	21.5	1.3

ตารางที่ 2-1 แสดงการ Differencing Data เพื่อให้ข้อมูลเป็น Stationary โดยทำการนำข้อมูลก่อนหน้ามาลบกับข้อมูลปัจจุบัน 16.5 – 16.75 เท่ากับ 0.25 ในกรณีที่ทำ Differencing Data แล้วข้อมูลยังไม่เป็น Stationary Data ก็ให้ทำการ Diff2 อีกครั้ง ซึ่งในโปรแกรม Matlab และซอฟต์แวร์เกี่ยวกับ Datamining สามารถทำ Differencing Data ได้อย่างรวดเร็ว ข้อมูลที่จะเป็น Stationary หรือไม่เป็นจะใช้สมการ Augmented Dickey-Fuller test ในการทดสอบ

$$\Delta X_t = \gamma X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \phi \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad \text{(Random Walk Process)} \quad (2.6)$$

$$\Delta X_t = \alpha + yX_{t-1} + \sum_{i=i}^{p} \Phi i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad \text{(Random Walk with Drift)} \quad (2.7)$$

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \gamma X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \Phi \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad \text{(Random Walk with Linear and Trend)} \quad (2.8)$$

สมมติฐานที่ทดสอบ

$$\mathrm{H}_0 : \gamma = 0$$
$$\mathrm{H}_A : \gamma \neq 0$$

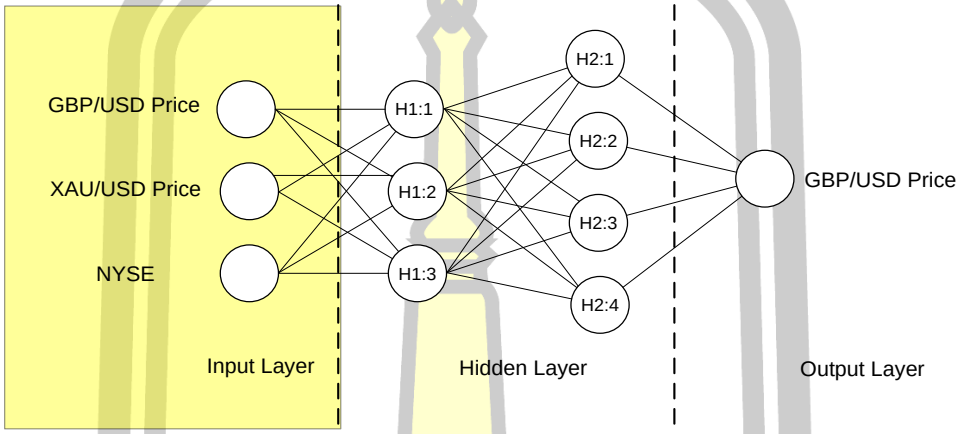
ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่า X_t เป็นข้อมูลที่มีลักษณะไม่นิ่ง (Nonstationary) และถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าเป็นข้อมูลที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary)

2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียม หรือเรียกสั้นๆ ว่าโครงข่ายประสาท (Neural Networks , Neural Net) [5] เป็นหนึ่งในเทคนิคของการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการสร้างความรู้ใหม่ (Knowledge Extraction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric Network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ "นิวรอน" (Neurons) และ "จุดประสานประสาท" (Synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรท์" (Dendrite) ซึ่งเป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอคซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเหมือน output ของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรท์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอคซอนของมัน

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อจำลองการทำงานสมองของมนุษย์โดยแบ่งออกเป็น 3 ชั้นได้แก่ ชั้นนำเข้าข้อมูล (Input Layer) เป็นกระบวนการนำเข้าข้อมูลซึ่งอาจจะมีข้อมูลหลายตัวแปร ชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) เป็นชั้นประมวลผลอาจจะมีหลายชั้น (Multilayer) เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนักให้ได้ผลการทดลองที่ดีที่สุด และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) ซึ่งเป็นผลการทดลองที่ได้จากชั้นแอบแฝง

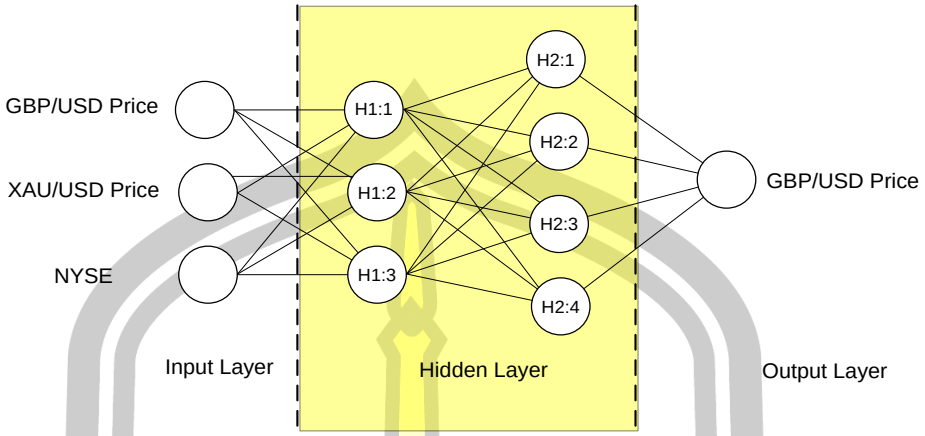
1) ชั้นนำเข้าข้อมูล (Input Layer) เป็นชั้นที่รอรับข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งข้อมูลที่จะนำเข้าจะผ่านกระบวนการต่างๆ เพื่อให้เกิดความเหมาะสำหรับใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing) และการลดข้อมูล (Data Reduction) เพื่อให้ข้อมูลนำเข้า 3 ตัวแปรมีจำนวนเท่ากัน



ภาพที่ 2-3 ชั้นนำเข้าข้อมูล Input Layer

ภาพที่ 2-3 แสดงข้อมูลที่จะนำเข้าโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการทดลอง ตัวแปรนำเข้าสามารถมีได้มากกว่า 1 ตัวแปร การมีตัวแปรมากไม่ได้ทำให้ผลการทดลองมีความแม่นยำมากขึ้นเสมอไปหากตัวแปรภายนอกเหล่านั้นไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรต้น

2) ชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) เป็นชั้นที่จะเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดกลุ่มหรือพยากรณ์ข้อมูล โดยอาจจะมีมากกว่าหนึ่งชั้น งานวิจัยเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันจะนิยมใช้ชั้นแอบแฝงหลายชั้นเพื่อให้ได้ผลการทดลองที่มีค่าผิดพลาดน้อยที่สุด



ภาพที่ 2-4 ชั้นแอบแฝง Hidden Layer

จากภาพที่ 2-4 แสดงส่วนที่เป็นชั้นแอบแฝงจะนำข้อมูลจากชั้นนำเข้าข้อมูลและทำกระบวนการเพิ่มประสิทธิภาพให้กับผลการทดลองและส่งไปยังชั้นผลลัพธ์ต่อไป โดยมีสมการในการคำนวณดังนี้

$$y_j = f(\sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij} + \theta_j) \quad (2.9)$$

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}} \quad (2.10)$$

โดยที่

y_j คือ ผลลัพธ์ในชั้นซ่อน หรือข้อมูลส่งออกในชั้นแอบแฝงโหนดที่ j

x_i คือ ข้อมูลนำเข้าโหนดที่ i ในชั้นนำเข้าข้อมูล

w_{ij} คือ น้ำหนักบนเส้นเชื่อมระหว่างโหนดที่ i ในชั้นอินพุตและโหนดที่ j ในชั้นแอบแฝง

θ_j คือ ค่าไบแอสของโหนดที่ j ในชั้นแอบแฝง

n คือ จำนวนโหนดทั้งหมดของชั้นนำเข้าข้อมูล

$f(u)$ คือ Sigmoid Function

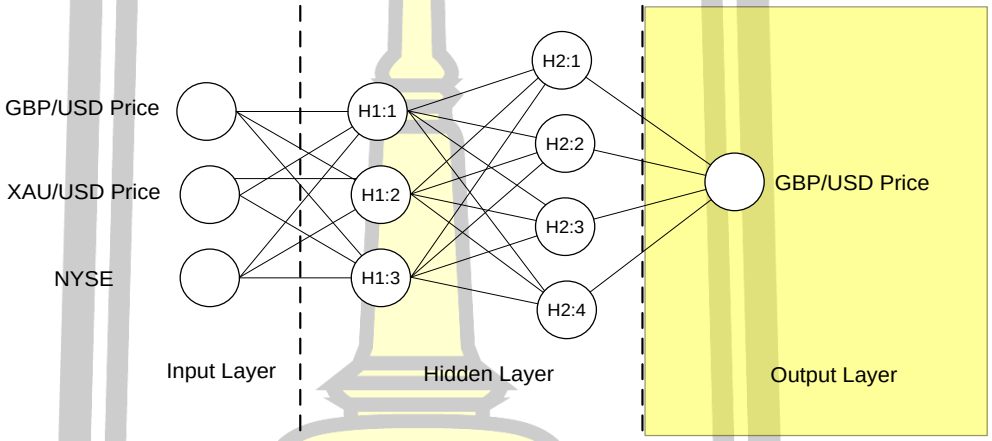
Sigmoid Function คือ ฟังก์ชันที่เป็นเส้นโค้งโดยมีผลลัพธ์ (Output) ของ Sigmoid Function มีค่าระหว่าง 0 -1 จึงถูกนิยมใช้ในงานที่ต้องการผลลัพธ์เป็นความน่าจะเป็น (Probability) 1 = yes และ 0 = No โดยมีสมการของ Sigmoid Function ดังนี้

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}} \tag{2.11}$$

โดยที่ u คือ ผลลัพธ์ที่ได้จาก $\sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij} + \theta_j$

e มีค่าประมาณ 2.71828

3) ชั้นผลลัพธ์ Output Layer เป็นกระบวนการคำนวณหาผลลัพธ์ของโคร่งข่ายประสาทเทียมโดยนำผลลัพธ์ในชั้นแอบแฝงหรือชั้นซ่อน มาประมวลผลเพื่อหาผลลัพธ์



ภาพที่ 2-5 ชั้นผลลัพธ์ Output Layer

จากภาพที่ 2-5 แสดงส่วนผลลัพธ์ของผลการทดลองซึ่งในงานวิจัยนี้ต้องการผลลัพธ์ที่เป็นอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐเพียงอย่างเดียวเท่านั้น ชั้นผลลัพธ์มีสมการในการคำนวณดังนี้

$$Z_k = f(\sum_{j=a}^{m} y_j w_{jk} + \theta_k) \tag{2.12}$$

โดยที่

Z_k คือ ผลลัพธ์ในชั้นเอาต์พุตโหนดที่ k

y_j คือ ผลลัพธ์ในชั้นแอบแฝง หรือข้อมูลส่งออกในชั้นซ่อนโหนดที่ j

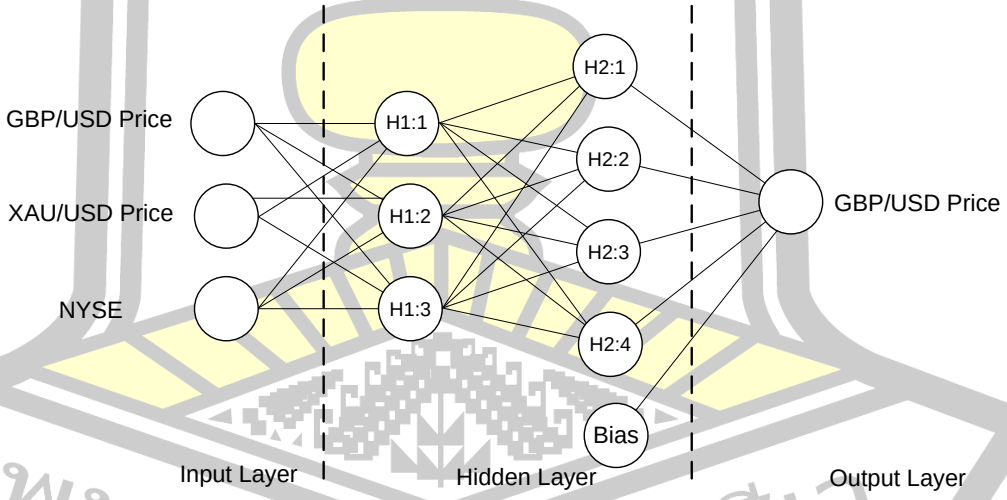
w_{jk} คือ น้ำหนักบนเส้นเชื่อมระหว่างโหนดที่ j ในชั้นแอบแฝงและโหนดที่ k ในชั้นผลลัพธ์

θ_k คือ ค่าไบแอสของโหนดที่ k ในชั้นเอาท์พุต

m คือ จำนวนโหนดทั้งหมดของชั้นซ่อน

$f(u)$ คือ Sigmoid Function

ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นป้อนไปข้างหน้า (Multilayer Feed Forward Neural Network) และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้ที่สุด [6, 7] ในชั้นนำเข้าชุดข้อมูลจะใช้ชุดข้อมูลเดียวกันกับการทดลองด้วยตัวแบบ SARIMAX เพื่อไม่ให้เกิดความเอนเอียงของผลการทดลอง (Bias) โดยข้อมูลนำเข้าจะประกอบด้วย ชุดข้อมูลราคาทองคำ ชุดข้อมูลความผันผวนของราคาทอง และชุดข้อมูลความผันผวนของราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก และใช้การเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับเพื่อให้ผลการทดลองที่แม่นยำมากขึ้น ซึ่งงานวิจัยของ วชิราภรณ์ แก้วมาตย์ และ ดร.สุรชัย จันทร์จรัส [8] ได้ศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์เพื่อเปรียบเทียบระหว่างรูปแบบการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชั้นเดียว และแบบหลายลำดับชั้น (Multi-Layers) แบบแพร่ย้อนกลับ โดยนำเข้าชุดข้อมูลทั้งหมด 10 นิวรอล ซึ่งผลการทดลองพบว่าการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแร่ย้อนกลับให้ผลการทดลองที่ดีกว่าการเรียนรู้แบบชั้นเดียว



ภาพที่ 2-6 ตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียม

ภาพที่ 2-6 แสดงตัวอย่างแบบจำลองซึ่งใช้ชุดข้อมูลนำเข้า 3 ตัวแปรโดยใช้ตัวแปรหลักเป็นชุดข้อมูลราคาค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐย้อนหลังและตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปรคือความผันผวนของราคาทองคำและความผันผวนของตลาดหุ้นนิวยอร์ก การมีชั้นแอบแฝงมากกว่า 2 ชั้นจะทำให้เกิดการเรียนรู้ซ้ำหลายๆ ซึ่งนิยมใช้แพร่หลายในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน หลักการทำงาน

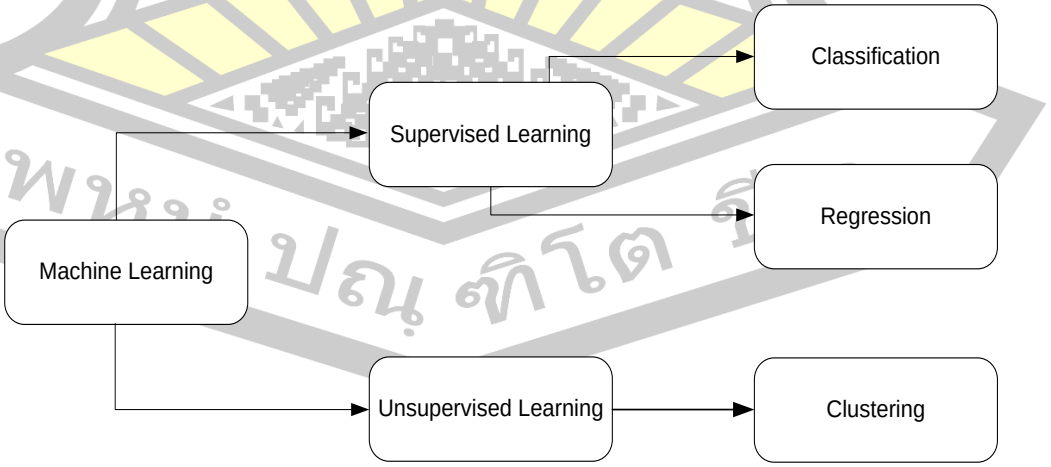
ของโครงข่ายประสาทเทียมคือเมื่อมีข้อมูลนำเข้า (Input) เข้ามายังโครงข่ายประสาทเทียมก็จะนำเอาข้อมูลมาคูณกับน้ำหนัก (Weight) ในชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) และจะมีการใช้อัลกอริทึมแบบเรียนรู้แพร่กลับเพื่อปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสมและจะเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลที่คาดหวัง แล้วคำนวณหาค่าความผิดพลาดและใช้ค่าผิดพลาดนี้นำเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อแก้ไขค่าหนักต่อไปให้เหมาะสม

2.5.1 การเรียนรู้ในนิวรอลเน็ตเวิร์ค

การทำงานของ Neural Network จะมีค่า Input หรือตัวแปรที่นำเข้าคูณกับค่า Weight ผลลัพธ์ของ Input แต่ละตัวจะเอามารวมกันแล้วเปรียบเทียบกับ Threshold ที่กำหนดไว้ ถ้าค่าที่ได้มีค่ามากกว่าก็จะส่ง Output ออกไป แต่ถ้าค่าที่ได้มีค่าน้อยกว่าก็จะทำการเรียนรู้ใหม่จะมีการใช้อัลกอริทึม Back Propagation เพื่อปรับปรุงค่า Weight ใหม่ ซึ่งค่าที่ผิดพลาดจะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่าย Neural Network เพื่อแก้ไขค่าน้ำหนัก (Weight) ต่อไป โดยการเรียนรู้สำหรับ Neural Network มี 2 ประเภทดังนี้

1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) เป็นรูปแบบการเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทเทียมให้สามารถหาผลลัพธ์ของการทดลองได้ตัวเอง โดยจะมีข้อมูลชุดตัวอย่างบางส่วนเพื่อให้ทำการเรียนรู้และคาดการผลลัพธ์ของการทดลอง หากมีข้อผิลพลาดในการหาผลลัพธ์โครงข่ายประสาทเทียมก็จะทำการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดียิ่งขึ้นมีค่าความผิดพลาดน้อยลงใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด

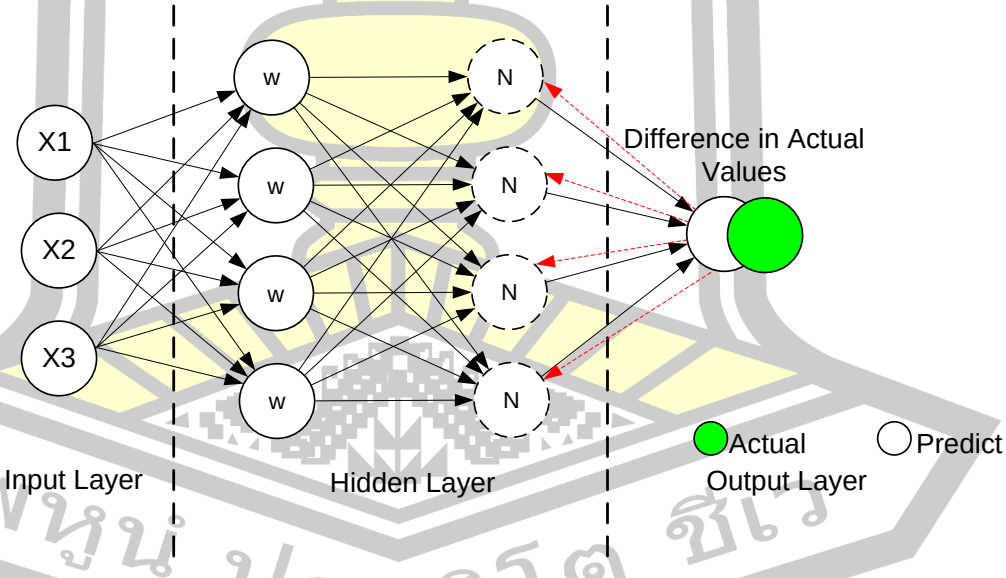
2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) เป็นรูปการเรียนรู้ที่ไม่มีข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะได้ชุดข้อมูลที่เป็นคุณลักษณะ (Attribute) หรือในบางงานวิจัยอาจจะเรียกว่าฟีเจอร์ (Feature) เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้และจัดแบ่งนิยมใช้ในการจัดแบ่งกลุ่มกับชุดข้อมูลที่ไม่เคยมีการจัดกลุ่มมาก่อน



ภาพที่ 2-7 ประเภทของการเรียนรู้ใน ANN

โดยสรุปแล้วในการทำงานวิจัยด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) จะมีการเรียนรู้อยู่ 2 ประเภทคือ การเรียนรู้แบบมีผู้สอนที่ใช้ประยุกต์ในงานวิจัยด้าน Regression และ Classification ส่วนการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนใช้ประยุกต์กับงานวิจัยด้าน Clustering ในงานวิจัยนี้ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอนเพื่อใช้พยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ และใช้ตัวแบบ Feed Forward Black Propagation Neural Network (FBPNN) เพราะเป็นตัวแบบที่เหมาะสมกับการเรียนรู้ที่มีตัวแปรหลายตัวแปร ซึ่งงานวิจัยของไววิทย์ พานิชอัศดรและมหศักดิ์ เกตุฉ่ำ [9] ก็ได้เลือกใช้ตัวแบบ FBPNN ในการทดลองการพยากรณ์ยอดขายปลีกแก๊สรถยนต์ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียมเช่นกัน

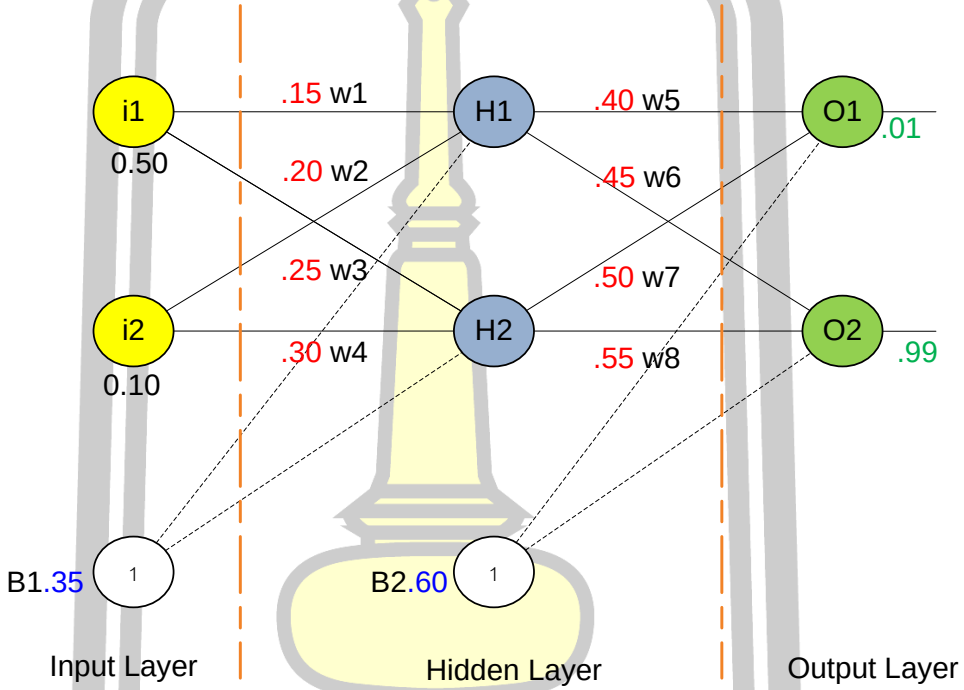
อัลกอริทึมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) จะนำค่าผลลัพธ์กลับมาเทียบกับค่าคาดที่เกิดขึ้นจริง (Actual) และทำการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ในแต่ละครั้งและทำการเรียนรู้ใหม่จนได้ค่าที่แม่นยำมากยิ่งขึ้นกว่าเดิม การปรับค่าน้ำหนักใหม่เรียกว่าอัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพ (Optimization Algorithms) ใช้ปรับปรุงค่าต่างๆในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้ผลลัพธ์ (Output) ที่ออกมามีค่าใกล้ค่าความจริงมากขึ้น อัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพที่ได้รับความนิยมใช้มากที่สุดชนิดหนึ่งคือ Gradient Descent จะทำการแทนค่าที่อัพเดทได้และทำแบบนี้ไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้ค่า Error ที่ต่ำที่สุด



ภาพที่ 2-8 การเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ Back Propagation

ภาพที่ 2-8 แสดงการทำงานของอัลกอริทึมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ เริ่มต้นได้จากนำตัวแปรจากขั้นนำเข้าข้อมูล x1, x2, และ x3 คูณด้วยค่าน้ำหนัก (w) ซึ่งในครั้งแรกจะใช้การสุ่มค่าน้ำหนักขึ้นมาก่อนเมื่อได้ค่าน้ำหนักของแต่ละนิวรอนหรือโหนดแล้วจะส่งเข้าไปยังกระบวนการหาค่าพยากรณ์

ในชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) และจะทำการเปรียบเทียบกับค่าที่ถูกต้อง (Actual) ค่าที่แตกต่างกันระหว่างค่าพยากรณ์และค่าที่ถูกต้องจะเรียกว่าค่าความผิดพลาด Loss หรือ Error หลังจากนั้นจะส่งเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้อีกรอบ (Epoch) เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนักใหม่เพื่อให้ได้ค่าความผิดพลาดน้อยลง ทำวนซ้ำไปเรื่อยๆจนกว่าจะได้ผลการทดลองที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด งานวิจัยของ James C. R. Whittington และ Rafal Bogacz [10] ได้แสดงขั้นตอนของการทำงานของอัลกอริทึมเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนและสามารถนำเสนอวิธีการทำงานดังนี้



ภาพที่ 2-9 วิธีคำนวณอัลกอริทึมเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation)

ภาพที่ 2-9 จะมีการนำเข้าตัวแปรในชั้นนำเข้าข้อมูล 2 ค่า คือ 0.50 และ 0.10 จาก i1 และ i2 มีการกำหนดน้ำหนักในชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) 8 ตัว คือ w1 w2 w3 w4 w5 w6 w7 และ w8 มีผลลัพธ์เป้าหมายเป็น 0.01 และ 0.99 ใน O1 และ O2 ตามลำดับ จากขั้นตอนการทำงานในภาพสามารถแทนค่าออกมาได้ดังนี้

คำนวณค่าใน Hidden Layer1

H1 = i1*w1 + i2*w2 + B1 = 0.05*0.15 + 0.1*0.2 + 0.35

= 0.3775

ANN_h1 = sigmoid(H1) = sigmoid(0.3775) = 1/(1+e^(-0.3775))

= 0.59326

คำนวณค่าใน Hidden Layer2

H2 = i1*w3 + i2*w4 + B1 = 0.05*0.25+0.1*0.3+0.35=0.3925

ANN_h 2 = sigmoid(0.3925) = 0.59688

เมื่อได้ผลการคำนวณของ ANN_h1 = 0. 59326และ ANN_h2 = 0.59688 จะนำค่าที่ได้ส่งไปยังชั้นถัดไปที่เป็นชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) เพื่อคำนวณหาผลลัพธ์ต่อไปซึ่งสามารถแทนค่าออกมาได้ดังนี้

คำนวณค่าใน Output Layer1

O1 = h1*w5 + h2*w6 + b2= 0.59326*0.4 + 0.59688*0.45 +0.6= 1.1059

ANN _O1 = sigmoid(1.1059) = 1/(1+e^(-1.1059)) = 0.75136

คำนวณค่าใน Output Layer1

O2 = h1*w7 + h2*w8 + b2 = 0.59326*0.5 + 0.59688*0.55 +0.6 = 1.2249

ANN _O2 = sigmoid(1.2428) = 1/(1+e^(-1.2249)) = 0.7729

เมื่อได้ผลลัพธ์ของ O1 และ O2 แล้วนำมาคำนวณหาค่าความผิดพลาดหรือ Error โดยสามารถหาค่าความผิดพลาดได้จากสมการนี้

$$Etotal = \frac{\sum(target - output)^2}{2} \quad (2.13)$$

เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากตัวอย่างค่าพยากรณ์ของ O1 = 0.75136 กับค่าคาดหวังหรือค่าความจริงคือ 0.01 และค่าพยากรณ์ของ O2 = 0.77292 กับค่าคาดหวังหรือค่าความจริงคือ 0.99 สามารถแทนค่าเพื่อหาค่าความผิดพลาดได้ดังนี้

$$Etotal = ((0.75136 - 0.01)^2 + (0.77292-0.99)^2)/2 \quad (2.14)$$

$$= -0.2983$$

เมื่อค่าพยากรณ์ที่ได้ยังมีค่าความผิดพลาดมากเมื่อเทียบกับความเป็นจริงจะเข้าสู่กระบวนการ Backward Pass เพื่อปรับค่าน้ำหนักซึ่งมีอยู่ทั้งหมด 8 ค่า คือ w1-w8 และ 2 Bias ซึ่งจะใช้สมการ Stochastic Gradient Descent เพื่อปรับค่าน้ำหนักของแต่ละตัว ในตัวอย่างนี้จะแสดงวิธีการปรับค่าของ w8 โดยเริ่มจากหาสมการเชิงอนุพันธ์ย่อยของ w8 เพื่อหาค่า Parameter ของ w8 เขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\frac{\partial \text{Etotal}}{\partial \text{ANN_O2}} = \frac{\partial \text{Etotal}}{\partial \text{ANN_O2}} \text{ x } \frac{\partial \text{ANN_O2}}{\partial \text{AO2}} \text{ x } \frac{\partial \text{O2}}{\partial \text{w8}} \quad (2.15)$$

จากสมการ 2.15 สามารถกระจายตัวแปรและแทนค่าได้ดังนี้

$$\text{Etotal} = \frac{1}{2} x(targetO1 - ANN_O1)^2 + \frac{1}{2} x(targetO2 - ANN_O2)^2 \quad (2.16)$$

$$\frac{\partial \text{Etotal}}{\partial \text{ANN_O2}} = 0 + \frac{1}{2} x2x(targetO2 - ANN_O2)^{2-1} x(-1) \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial \text{Etotal}}{\partial \text{ANN_O2}} = (\text{ANN_O2} - \text{targetO2}) \quad (2.18)$$

$$\frac{\partial \text{Etotal}}{\partial \text{ANN_O2}} = 0.7729 - 0.99 = -2.2171 \quad (2.19)$$

จากสมการ 2.15 สามารถหาค่า ∂Etotal/∂ANN_02 คือ 2.2171 จากนั้นจะทำการหาค่า ∂ANN_O2/∂O2 โดยสามารถกระจายตัวแปรและแทนค่าได้ดังนี้

$$\partial \text{ANN_O2} = \frac{1}{1 + e^{-02}} \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial \text{ANN_O2}}{\partial \text{O2}} = \partial \text{ ANN_O2 x(1-}\partial \text{ ANN_O2)} \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial \text{ANN_O2}}{\partial \text{O2}} = 0.7729 \text{ x } (1\text{-}0.7729) = 0.1755$$

จากสมการ 2.15 สามารถหาค่า ∂ANN_O2/∂O2 คือ 0.1755 จากนั้นจะทำการหาค่า ∂O2/∂w8 โดยสามารถกระจายตัวแปรและแทนค่าได้ดังนี้

$$\frac{\partial \text{O2l}}{\partial \text{w8}} = \text{ANN_h1 x w7 + ANN_h2 x w8 + b2} \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial \text{O2l}}{\partial \text{w8}} = 0 + \text{ANN_h2} + 0 \quad (2.22)$$

$$\frac{\partial \text{O2l}}{\partial \text{w8}} = 0 + 0.5968 + 0 = 0.59688 \quad (2.23)$$

ดังนั้นจากสมการ 2.15 จะแทนค่าได้ดังนี้

$$\frac{\partial E_total}{\partial w8} = 0.2171 \times 0.1755 \times 0.59688 = -0.0227 \quad (2.24)$$

หลังจากนั้นจะนำค่า Error ของ w8 มาหาสมการ Stochastic Gradient Descent เพื่อให้ข้อมูลในการเรียนรู้ว่าจะต้องปรับค่าเพิ่มขึ้นหรือต่ำลงเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ในการปรับค่าแต่ละครั้งจะใช้ Learning Rate เป็นตัวกำหนดว่าจะต้องการปรับปรุงค่าน้ำหนักครั้งละจำนวนมากหรือน้อยเท่าไหร่ ซึ่งในตัวอย่างนี้กำหนด Leaning Rate ไว้ที่ 0.50

$$newW8 = w8 - learning_rate \times \frac{\partial E_total}{\partial w8} \quad (2.25)$$

$$newW8=0.55-(0.5) \times (-0.0227) \quad (2.26)$$

$$newW8= 0.55-(-0.1135) \quad (2.27)$$

$$= 0.5613$$

ดังนั้นค่าน้ำหนัก w8 ที่ผ่านการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับจะมีค่า 0.5613 จากค่าเดิม 0.55 เป็นผลมาจากค่าที่พยากรณ์ (ANN_02) ได้ 0.7729 เทียบกับค่าคาดหวัง (Target) คือ 0.99 ยังมีค่าน้อยกว่าถึง 0.2171 ค่าน้ำหนัก w8 จึงมีค่าเพิ่มขึ้นเพื่อให้การพยากรณ์ได้ผลลัพธ์มากขึ้นทำให้ใกล้เคียงกับค่าคาดหวังทำให้เกิดค่าความผิดพลาดน้อยลง

งานวิจัยในช่วง 10 ปีที่ผ่านมามักนิยมใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อคาดการณ์เหตุการณ์ล่วงหน้า เช่น การพยากรณ์ราคาข้าว การพยากรณ์สภาพอากาศ ซึ่งในงานวิจัยนี้ผู้เขียนจะใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อช่วยพยากรณ์ค่าเงินล่วงหน้า

2.6 การวัดประเมินประสิทธิภาพการทดลอง

เทคนิคที่ใช้ในการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยแบบจำลอง SARIMAX และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้จะใช้ (Root Mean Square Error: RMSE) คือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน และ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ หากผลจากค่าทดสอบดังกล่าวยิ่งมีค่าต่ำแสดงว่าผลการพยากรณ์จากแบบจำลองนี้มีความแม่นยำ สามารถแสดงสมการได้ดังนี้

สมการ Root Mean Square Error: RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum e_i^2}{nt}} \quad (2.28)$$

$RMSE$ คือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน

e_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์กับค่าจริงในรอบการสอน

nt คือ จำนวนค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในแต่ละรอบการสอน

สมการ Mean Absolute Percentage Error: MAPE

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i} \quad (2.29)$$

$MAPE$ คือ เปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์

n คือ จำนวนตัวแปร

Y_i คือ ค่าที่เกิดขึ้นจริง

$\hat{Y}_i$ คือ ค่าพยากรณ์

ตารางที่ 2-2 วิธีหาค่า RMSE

วันที่	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์	ผลต่าง	ผลต่างยกกำลัง 2
1	10.13	9.00	1.13	1.2769
2	13.50	15.50	-2.00	4.0000
3	12.75	13.30	-0.55	0.3025
4	8.90	9.80	-0.90	0.8100
5	9.50	9.50	0.00	0.0000
6	10.50	8.50	2.00	4.0000
7	13.45	12.76	0.69	0.4761
8	12.25	15.80	-3.55	12.6025
9	12.75	10.78	1.97	3.8809
10	11.89	12.56	-0.67	0.4489
			RMSE=	1.667267225

จากตารางที่ 2-2 แสดงตัวอย่างวิธีการคำนวณหาค่า Root Mean Square Error จากข้อมูล 10 ตัวอย่าง โดยใช้ค่าจริง – ค่าพยากรณ์ จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้ไปยกกำลัง 2 และรวมผลลัพธ์ค่ายกกำลัง 2 นี้จากทั้งหมด 10 ตัวอย่างแล้วหารด้วย 10 ซึ่งเป็นจำนวนทั้งหมดแล้วนำไปหาค่ารากที่สองจะได้ค่า RMSE ของการทดลองจากการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า

ตารางที่ 2-3 วิธีหาค่า MAPE

วันที่	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์	ผลต่าง	ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์	ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย
1	10.13	9.00	1.13	1.13	11.155
2	13.50	15.50	-2.00	2.00	14.815
3	12.75	13.30	-0.55	0.55	4.314
4	8.90	9.80	-0.90	1.13	12.697
5	9.50	9.50	0.00	0.00	0.000
6	10.50	8.50	2.00	2.00	19.048
7	13.45	12.76	0.69	0.69	5.130
8	12.25	15.80	-3.55	3.55	28.980
9	12.75	10.78	1.97	1.97	15.451
10	11.89	12.56	-0.67	0.67	5.635
				MAPE=	11.722

จากตารางที่ 2-3 แสดงตัวอย่างวิธีหาค่า Mean Absolute Percentage Error ซึ่งมาจากการคำนวณค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ยโดยคิดออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.7.1 การศึกษาความสัมพันธ์และการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนที่มาจากปัจจัยต่างๆ

ชุรีพร เจี๊ยบนา [11] ใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ อัตราแลกเปลี่ยนเงินปอนด์สเตอร์ริง และอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยนญี่ปุ่น ต่อค่าเงินบาทไทย เป็น 3 สกุลเงินที่มีการซื้อขายกันมาก 3 อันดับแรกในประเทศไทยและใช้ปัจจัยต่างๆ ที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงได้แก่ อัตราดอกเบี้ยมาตรฐานของประเทศไทย อัตราดอกเบี้ยมาตรฐานของประเทศสหรัฐอเมริกา อัตราเงินเฟ้อ ราคาทองคำ (บาท) และมูลค่าการส่งออกของประเทศ (ล้านบาท) โดยเหตุผลที่เลือกตัวแปรภายนอกเหล่านี้เนื่องจากเป็นปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนตามทฤษฎีทางเศรษฐศาสตร์ที่ได้ศึกษาตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2544 ถึง เดือนตุลาคม 2549 เพื่อศึกษาถึงการ

เปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนที่มีจากปัจจัยต่างๆ เพื่อสร้างสมการในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเป็นรายเดือน

การศึกษาจะทำการศึกษาเชิงปริมาณทางสถิติ (Quantitative Approach) โดยใช้การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) การถดถอยเชิงพหุ (Multiple Regression) และวิธีการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยกับเกณฑ์ (One-Sample t-test) ในการทดลองจะมีแบบจำลองทั้งหมด 3 แบบ

แบบจำลองที่ 1 (Y1) จากการศึกษาพบว่า ราคาทองคำเฉลี่ยมีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐออย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 นำมาสร้างสมการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐได้ค่าความผิดพลาดไม่เกิน 1.3 บาท Y1 = 49.621 - 0.001084G

แบบจำลองที่ 2 (Y2) จากการศึกษาพบว่า มูลค่าการส่งออกรวมมีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอริง อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 นำมาสร้างสมการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอริงได้ค่าความผิดพลาดไม่เกิน 2.91 บาท Y2 = 55.801 + 0.00004211Ep

แบบจำลองที่ 3 (Y3) จากการศึกษาพบว่า อัตราดอกเบี้ยมาตรฐานของไทย มีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินสกุลเยนญี่ปุ่น อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 นำมาสร้างสมการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินเยนญี่ปุ่นได้ค่าความผิดพลาดไม่เกิน 0.02 บาท Y3 = 0.378 - 0.009326lt

เมื่อเปรียบเทียบแบบจำลองทั้ง 3 แบบ พบว่าราคาทองคำเฉลี่ยมีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนดอลลาร์สหรัฐอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับความเชื่อมั่นที่ร้อยละ 95 สามารถนำมาสร้างสมการในการพยากรอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐต่อเงินบาทได้ โดยมีค่าความผิดพลาดไม่เกิน 1.3 บาท ส่วนในแบบจำลองที่ 2 และ 3 แสดงถึงมูลค่าการส่งออกที่มีความสัมพันธ์ต่อค่าเงินปอนด์ต่อเงินบาท และอัตราดอกเบี้ยมาตรฐานของไทยมีความสัมพันธ์กับค่าเงินญี่ปุ่นต่อเงินบาทตามลำดับ

2.7.2 I Forex Trend Prediction Technique Using Multiple Indicators and Multiple Pairs Correlations DSS: a Software Design

A. R. P. Putra และคณะได้วิจัยการพยากรณ์ค่าเงิน Forex ด้วยระบบ Decision Support System (DSS) [12] โดยการใช้อินดิเคเตอร์ (Indicator) ในการช่วยหาแนวโน้มเทรนด์ของค่าเงิน โดยการนำข้อมูลรายวันซึ่งประกอบไปด้วย ราคาเมื่อตลาดเปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด และราคาเมื่อตลาดปิด ข้อมูลเหล่านี้จะใช้สูตรคณิตศาสตร์เพื่อหาแนวโน้มของเทรนด์รายวัน ซึ่งในโบรกเกอร์ที่ให้บริการซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงินนั้นมีข้อมูลเตรียมไว้แล้ว ซึ่งงานวิจัยของ A. R. P. Putra และคณะจะใช้อินดิเคเตอร์ EMA, RSI และ PSAR

1) Exponential Moving Average (EMA) คือ ค่าเฉลี่ยที่ให้น้ำหนักค่าสุดท้ายมีความสำคัญเพิ่มขึ้น

2) Relative Strength Index (RSI) คือ ค่าการแกว่งตัวของราคาค่าเงิน มีค่า 0 ถึง 100 หากมากกว่า 70 แสดงว่ามีปริมาณการซื้อมากเกินไปมีโอกาสที่ค่าเงินจะอ่อนลง หรือหากมีค่าน้อยกว่า 30 แสดงว่ามีปริมาณการขายมากเกินไปมีโอกาสที่ค่าเงินจะแข็งค่าขึ้น

3) Parabolic Stop And Reveres (PSAR) คือ ค่าดัชนีราคาว่าจะอยู่ในช่วงค่าเงินขาขึ้นหรือขาลง

เทคนิคในการซื้อขายของ คือ

ทำการซื้อเมื่อ ราคาปิด < EMA และ (RSI < 50 หรือ ราคาปิด < PSAR)

ทำการขายเมื่อ ราคาปิด > EMA และ (RSI > 50 หรือ ราคาปิด > PSAR)

แสดงวิธีการซื้อและขายค่าเงินจากงานวิจัยของ A. R. P. Putra และคณะ

1) If((close_price(n) < EMA(n)){
   if ((RSI(n) < 50 || close_price(n) < PSAR(n))
   Then (trend == up)
   Else (tend == NA) }
2) If ((close_price(n) > EMA(n)){
   If((RSI(n)) > 50 || close_price(n) > PSAR(n))
   Then (trend == down)
   else (trend == NA) }

ตารางที่ 2-4 ผลการทดลองของงานวิจัย

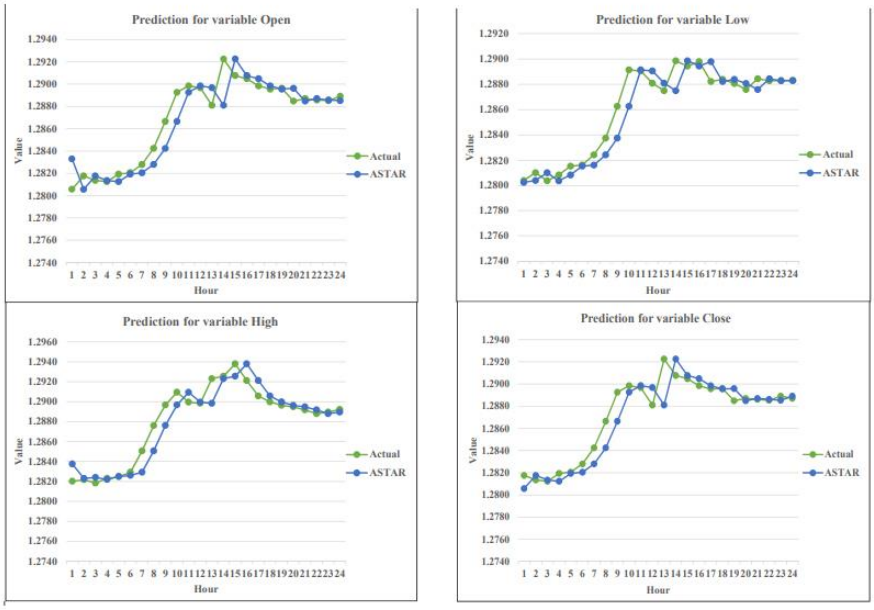
NO	DATE	PRED	STR	MOVEMENT		D+5
				MAX	MIN	
1	05/02/16	UP	0,88	221	67	UP
2	22/02/16	DOWN	0,43	185	61	UP
3	08/03/16	DOWN	0,29	210	489	UP
4	10/03/16	UP	0,83	169	119	UP
5	16/03/16	UP	1	139	49	UP
6	13/04/16	DOWN	0,29	123	43	UP
7	20/04/16	DOWN	0,29	64	80	DOWN

ผลการทดลองพบว่ามีโอกาสในการเทรด (Trade) เพื่อทำกำไรจากวิธีนี้เพียงแค่ 7 ครั้ง จาก 78 วันทำการของตลาด Forex และมีเพียงแค่ 4 ใน 7 ครั้งที่การพยากรณ์ค่าเงินล่วงหน้านั้นถูกต้อง ถึงแม้ว่าจะเกิน 50 เปอร์เซ็นต์แต่ก็ยังเป็นค่าความถูกต้องที่น้อยมาก แสดงให้เห็นว่าการนำอินดิเคเตอร์มาเป็นตัวแปรในการพยากรณ์ข้อมูลในงานวิจัยของ A. R. P. Putra และคณะ ค่าความผิดพลาดมากเมื่อเทียบกับวิธีพยากรณ์ Neural Network ของ Ming Hao Eng [13] ที่ใช้อินดิเคเตอร์และชุดข้อมูลย้อนหลังแบบ Time Series เป็นตัวแปรเช่นเดียวกันแต่ให้ผลการทดลองที่ดีกว่ามีค่าความผิดพลาดน้อยกว่า ซึ่งงานวิจัยของ A. R. P. Putra และคณะ งานวิจัยของ Ming Hao Eng และคณะล้วนใช้ตัวแปรราคาปิดของตลาดเป็นตัวแปรชนิด Time Series เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล ผู้เขียนจึงได้เลือกชนิดข้อมูลราคาปิดของตลาดเป็นข้อมูลสำหรับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD เช่นเดียวกัน

2.7.3 Statistical and Machine Learning Approach in Forex Prediction Based on Empirical Data

งานวิจัยเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ค่าเงินระหว่างค่าเงินยูโร (EUR) และค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ(USD) โดยใช้ 3 โมเดลมาเปรียบเทียบกัน คือ GA-NN, SVM และ ASTAR (Adaptive Spline Threshold Autoregression) [14] แบบจำลอง SVM ใช้แบบ Linear model ทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม ใช้ f(x) = 0 เพื่อคาดการณ์ข้อมูลล่วงหน้า โดยให้ค่า Margin ระหว่างข้อมูลทั้งสองชุด แบบจำลอง ASTAR คือ แบบจำลองที่ทำงานแบบ Nonlinear ที่ใช้กับชุดข้อมูล Time Series ส่วนแบบจำลอง GA-NN คือแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยนิวรอนเน็ตเวิร์คที่ได้รับความนิยมในปัจจุบัน ทั้ง 3 แบบจำลองนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลชุดเดียว โดยใช้ข้อมูลช่วงเวลา 3 ช่วง คือ 1 วัน, 1 สัปดาห์ และ 1 เดือน ข้อมูลที่นำเข้าทั้ง 3 โมเดลจะประกอบไปด้วย ราคาสูงสุด (High), ราคาต่ำสุด (Low), ราคาเปิด (Open), ราคาปิด (Closing) จะใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี 2007 ถึง กันยายน 2012 เพื่อคาดการณ์ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาเปิด และราคาปิดในช่วงเดือนตุลาคม 2012 และเปรียบเทียบราคาที่คาดการณ์ล่วงหน้ากับราคาจริงในเดือนตุลาคม เพื่อหาว่าอัลกอริทึมใดที่มีค่าความถูกต้องมากที่สุด

ผลการทดลองแสดงผลออกมาว่า SVM จะมีประสิทธิภาพด้อยกว่า ASTAR และ GA-NN ในภาพรวม และในการคาดการณ์ราคาล่วงหน้าช่วงเวลาหนึ่งวันและหนึ่งสัปดาห์ ASTAR จะมีประสิทธิภาพมากกว่าในการคาดการณ์ราคาล่วงหน้าของราคาสูงสุดและราคาปิด ขณะที่ GA-NN จะมีประสิทธิภาพดีกว่าในการคาดการณ์ราคาเปิดและราคาต่ำสุดล่วงหน้า



ภาพที่ 2-10 แสดงการคาดการณ์ล่วงหน้า Open, Low, High และ Close ของโมเดล ASTAR

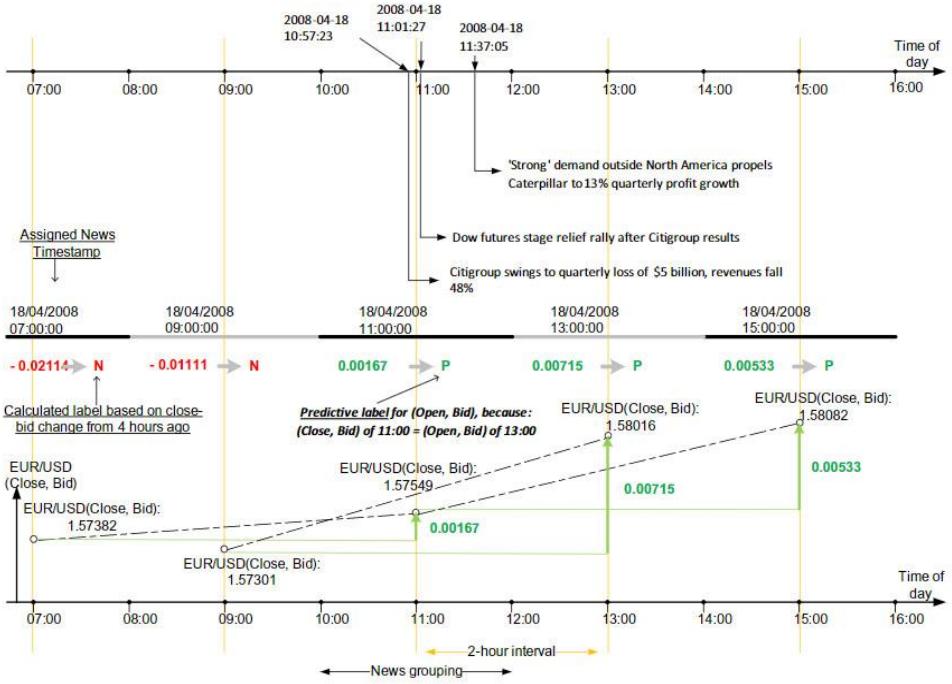
ในทางกลับกัน ASTAR จะมีประสิทธิภาพในการคาดการณ์ราคาสูงสุดและราคาต่ำสุดล่วงหน้าในช่วงเวลาหนึ่งเดือน ส่วน GA-NN จะมีแนวโน้มคาดการณ์ราคาเปิดและราคาปิดได้ดีกว่าในช่วงเวลาเดียวกัน

แต่ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในงานวิจัยดังกล่าวไม่ได้นำค่าเงินสกุลอื่นๆมาทดลองเปรียบเทียบด้วย ซึ่งอาจจะทำให้ความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์การทดลองลดลงไป และยังไม่มีการเปรียบเทียบกับช่วงระยะเวลาสั้นๆ เช่น 30 นาที, 1 ชั่วโมง หรือ 4 ชั่วโมง ในงานวิจัยนี้ได้ทำการพยากรณ์ข้อมูล 4 ชุดข้อมูล คือ ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด ราคาเปิด และราคาปิด ซึ่งจากผลการทดลองการพยากรณ์แต่ละชุดข้อมูลมีความเหมาะสมกับโมเดลที่แตกต่างกัน เพื่อลดความผิดพลาดของการพยากรณ์จึงได้นำแนวทางนี้ปรับใช้สำหรับงานวิจัยโดยเลือกพยากรณ์เพียงแค่ 1 ข้อมูล คือ ณ ช่วงราคาตลาดปิดเพื่อลดการผิดพลาดของข้อมูล

2.7.4 Text mining of news-headlines for FOREX market prediction: A Multi-layer Dimension Reduction Algorithm with semantics and sentiment

งานวิจัยที่ใช้หลักการทำเหมืองข้อความ (Text mining) เพื่อคาดการณ์ทิศทางการเปลี่ยนแปลงของสกุลเงินโดยได้นำข้อมูลแหล่งข่าวจากโซเชียลมีเดีย [15] บล็อกหรือเว็บบอร์ด และข่าวออนไลน์ ซึ่งจะใช้ข้อมูลย้อนหลังของข่าวในหลายๆ ปีมาทำการประมวลผลเพื่อคาดการณ์ค่าเงิน 2 สกุลเงินคือค่าเงินยูโร (EUR) และดอลลาร์สหรัฐ(USD) ในขั้นตอนการรวบรวมข้อมูล (Data Retrieval) จะทำการดึงข้อมูลหลัก 2 ชุด จากเว็บไซต์ข่าวการเงิน เช่น www.marketwatch.com

และเว็บไซต์อื่นๆ ด้วยฟังก์ชั่น RSS (Really Simple Syndication) ซึ่งจะแสดงชุดรายละเอียดวันที่และเวลาของสื่อสิ่งพิมพ์ และจะทำการใช้ข้อมูลย้อนหลังของค่าเงิน EUR/USD เป็นระยะเวลา 2 ชั่วโมง เป็นชุดข้อมูลของโบรกเกอร์ผู้ให้บริการแลกเปลี่ยนซื้อขายสกุลเงินโดยใช้ข้อมูลจาก FXCMMicro Desktop ประกอบด้วยข้อมูล Open, High, Low และ Close ในช่วงเวลา 13.00 ถึง 15.00 น. ซึ่งเป็นเวลาที่ตลาดยุโรปเริ่มเปิดทำการ

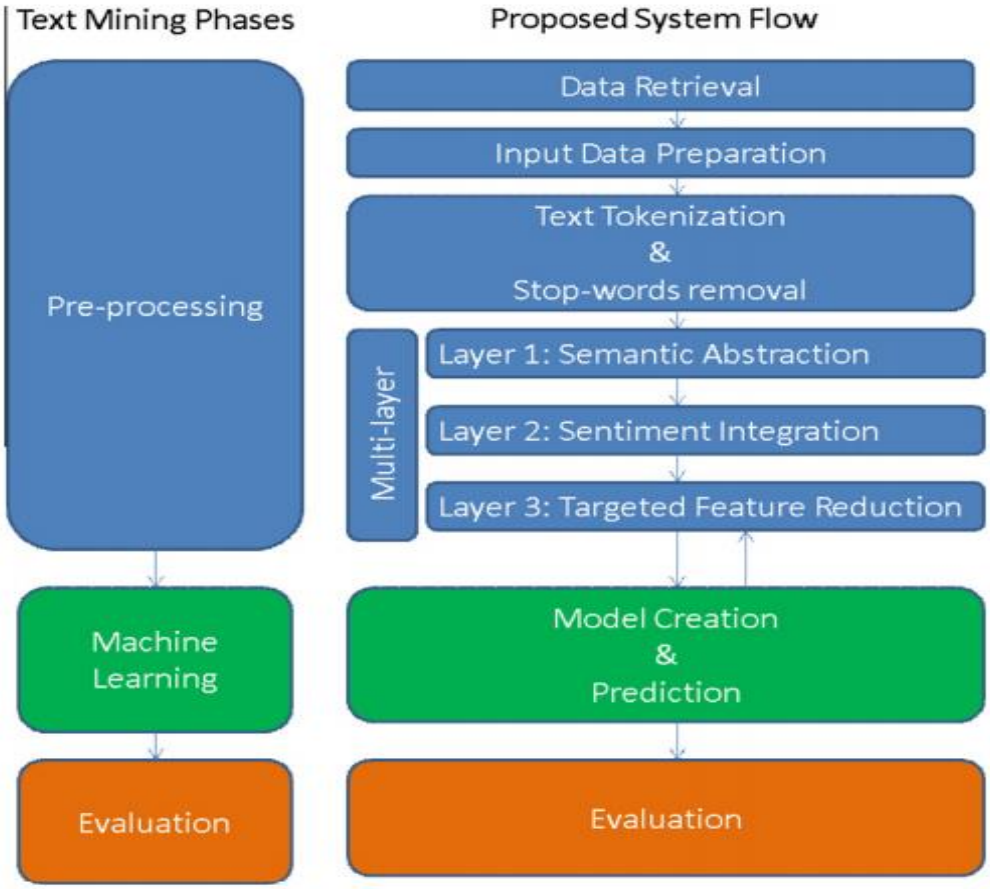


ภาพที่ 2-11 การทำ News-Currency Mapping

ขั้นตอนการแมปข่าวกับสกุลเงิน (News Currency Mapping) ในขั้นตอนนี้จะใช้ข้อความในการพาดหัวข่าวไปแมปกับสกุลเงินตามกลุ่มข่าวที่ได้รับมาตามรายละเอียดการทำงานในภาพที่ 2-11 ใช้ 3 โมเดลในการประมวลผลหัวข้อข่าวเพื่อคาดการณ์แนวโน้มของค่าเงินล่วงหน้า สามารถดูรายละเอียดได้ตามภาพที่ 2-12 กระบวนการทำเหมืองข้อมูลจะเลือกบางส่วนข้อความ (Text Tokenization) และลบข้อความที่ไม่จำเป็นหรือไม่มีผลในข่าวเพื่อนำข้อความเหล่านั้นมาเปรียบเทียบกับตารางค่าน้ำหนัก ข้อความที่ได้มาจะทำการค้นหาใน WordNet Dictionary [16] เพื่อให้ได้ศัพท์ที่ถูกต้อง หลังจากนั้นจะเข้าสู่การใช้เทคนิคเลือกฟีเจอร์ข้อมูลเป็น Heuristic-Hypernym [17] ซึ่งได้มีงานวิจัยพิสูจน์แล้วว่ามีประสิทธิภาพในการเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกจึงได้ใช้เทคนิคนี้ เมื่อได้เทคนิคการเลือกฟีเจอร์ในข้อความในข่าวแล้วจะเพิ่มค่าน้ำหนักด้วยวิธี TF-IDF

ปัจจุบันข่าวสารมีความรวดเร็วมากยิ่งขึ้นเพราะมีสื่อโซเชียลมีเดียมากมาย การให้ข่าวผ่าน Facebook Twitter ฯลฯ ของบุคคลสำคัญมีผลทำให้เกิดความผันผวนของค่าเงินในทันที ซึ่งการพยากรณ์ด้วยวิธีเหมืองข้อความนี้จะมีความล่าช้าในการเข้าซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงินของนักลงทุน

เนื่องจากกว่าจะประมวลผลลัพธ์การพยากรณ์เสร็จค่าเงินก็ได้เปลี่ยนแปลงไปในช่วงเวลาขณะนั้นมากแล้ว เนื่องจากข่าวสารมีความรวดเร็วมากขึ้นในปัจจุบันทำให้ส่งผลรวดเร็วต่อค่าเงินเช่นกัน



ภาพที่ 2-12 การทำงานของ Text Mining เพื่อคาดการณ์ค่าเงินล่วงหน้า
ที่มา : [15]

กระบวนการตรวจสอบความถูกต้องจะใช้ 2 Method คือ Precision Method และ Recall Method ซึ่งเป็น 2 วิธีการที่ได้รับความนิยมในการตรวจสอบความถูกต้องของการทำเหมืองข้อความเปรียบเทียบกับความแม่นยำโดยรวม Accuracy ผลลัพธ์ของงานวิจัยดังกล่าวจะได้ค่าความถูกต้องในชุดข้อมูลขนาดเล็กและค่าความถูกต้องจะลดลงเมื่อชุดข้อมูลมีขนาดใหญ่มากยิ่งขึ้น สามารถดูผลการทดลองได้ที่ตารางที่ 2-5

ตารางที่ 2-5 การเปรียบเทียบการคาดการณ์ค่าเงินด้วยเทคนิค Text Mining

Testing Dataset Size	Precision(N)(%)	Precision(N)(%)	Recall(N)(%)	Recall(P)(%)	Accuracy(%)
6	100	0	83.33	0	83.33
12	88.89	66.67	88.89	66.67	83.33
18	61.54	80	88.89	44.44	66.67
24	52.94	85.71	90	42.86	62.5
30	47.62	77.78	83.33	38.89	56.37
36	45.83	66.67	73.33	38.1	52.78
42	46.15	75	75	46.15	57.14
48	54.84	70.59	77.27	46.15	60.42
54	50	65	70.83	43.33	55.56

จากการศึกษาข้อมูลด้วยตนเองพบว่าข่าวสารหรือประกาศเศรษฐกิจสำคัญๆ จะมีผลกับอัตราแลกเปลี่ยนในช่วงสั้นๆ ไม่เกิน 1 สัปดาห์หลังจากนั้น ราคาตลาดฟอเร็กซ์จะกลับเข้าสู่แนวโน้ม ซึ่งการพยากรณ์ด้วยวิธี Text mining จึงเหมาะสำหรับพยากรณ์ข้อมูลในช่วงตลาดแกว่งตัวแบบรายชั่วโมงหรือต่ำกว่านั้นมากกว่าการพยากรณ์แบบรายวันหรือรายสัปดาห์

2.7.5 Predicting exchange rate cycles utilizing risk factors

งานวิจัยของ Jameel Ahmed และคณะได้พยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนโดยใช้ปัจจัยเสี่ยง 5 ปัจจัย [18] ได้แก่ ความเลื่อมล้ำของอัตราดอกเบี้ย (UIP), ความเท่าเทียมกันของกำลังซื้อของคู่เงิน (RPPP), ความเท่าเทียมกันของผลตอบแทนตราสารทุน, ส่วนต่างระหว่างอัตราดอกเบี้ยตั๋วเงินคลังของสหรัฐ (TED Spreads [19]) และความสัมพันธ์ของผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาล (Term Spreads [20]) ใช้คาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยน 6 สกุลเงิน ได้แก่ ดอลลาร์ออสเตรเลีย (AUD) ยูโร (EUR) เยนญี่ปุ่น (JPY) ดอลลาร์นิวซีแลนด์ (NZD) ฟรังก์สวิส (CHF) และปอนด์อังกฤษ (GBP) เทียบกับเงินดอลลาร์สหรัฐฯ (USD) เพื่อคาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยนในหนึ่งวัน หนึ่งสัปดาห์ และหนึ่งเดือน ในช่วงเดือนตุลาคม 2012 ใช้วิธีการทางสถิติพาราเมตริก (Parametric Statistics [21]) ซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะกับการคำนวณกลุ่มตัวอย่างข้อมูลขนาดเล็ก และมีวิธีการคำนวณที่ง่าย ไม่ซับซ้อน แต่มีข้อจำกัดกับการทดลองกลุ่มข้อมูลตัวอย่างขนาดใหญ่จะมีความยุ่งยากและต้องใช้ค่าประมาณการแทนจากสมการดังนี้

$$S^*_t = \alpha + \sum_{h=0}^{q} \beta_h \tilde{X}_{t-h} + u_t, where\ u_t \sim IDD(0, \sigma^2), \quad (2.31)$$

ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าการเปลี่ยนแปลงอัตราดอกเบี้ย (UIP) มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงมากที่สุดต่ออัตราแลกเปลี่ยนในระยะสั้นอย่างมากที่สุดไม่เกินหนึ่งปี เมื่อเปรียบเทียบกับปัจจัยอื่นๆ ส่วนต่างระหว่างอัตราดอกเบี้ยตั๋วเงินคลังของสหรัฐ (Ted Spreads) และความสัมพันธ์ของผลต่างของอัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาล (Term Spreads) แสดงการคาดการณ์ค่าเงินออกมาได้ไม่ดีนัก การคาดการณ์ด้วยปัจจัยเสี่ยงเหล่านี้จะมีผลในช่วงระยะเวลาสั้นที่ประกาศออกมาเท่านั้น จากงานวิจัยนี้อัตราดอกเบี้ยมีผลการเปลี่ยนแปลงต่อค่าเงินมากที่สุดเมื่อเทียบกับปัจจัยอื่น ๆ ที่นำมาศึกษาในกรณีนี้ และจากการศึกษาข้อมูลย้อนหลังพบว่าการพยากรณ์ด้วยตัวแปรเหล่านี้มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงระยะสั้นในช่วงสวิงของราคาตลาด ผู้เขียนจึงไม่เลือกใช้ตัวแปรเหล่านี้เป็นตัวแปรในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD เนื่องจากเป็นการพยากรณ์ช่วงเทรนด์ของราคา

2.7.6 Hidden Markov Models for Forex Trends Prediction

งานวิจัยที่ทดสอบโครงสร้างอัตราการคาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยนโดยอิงจากการรวบรวมแนวโน้มโดยใช้ Linear Regression Line (LRL) และรวมข้อมูลแนวโน้มเหล่านี้ไว้ในแบบจำลอง Hidden Markov Models (HMMs) [22] โดยใช้อัลกอริทึม Baum Welch และคาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินจากแบบจำลองเดียวกันโดยใช้วิธีส่งต่ออัลกอริทึม (Forward Algorithm) ข้อมูลที่นำเข้าเพื่อเทรนนิ่งโมเดลจะเป็นของมูลค่าเงินดอลลาร์ออสเตรเลียและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (AUD/USD) และค่าเงินยูโรกับดอลลาร์สหรัฐ(EUR/USD) เป็นข้อมูลในปี 2011 เปรียบเทียบกับข้อมูลปี 2012 และ 2013 ในทั้ง 2 คู่เงิน เพื่อคาดการณ์เทรนด์ข้อมูลล่วงหน้าว่าจะเป็นเทรนด์ขาขึ้น (Up Trend) เทรนด์ขาลง (Down Trend) และเทรนด์ปกติที่ไม่มีการเคลื่อนไหว (Normal Trend) โดยใช้โมเดล HMMs ซึ่งเป็นแบบจำลองทางสถิติที่มีพื้นฐานมาจาก Linear Regression Line (LRL) นิยมใช้เพื่อคาดการณ์ข้อมูลล่วงหน้าระยะสั้นในอนาคต

จากโมเดล HMMs สามารถวัดผลลัพธ์และประสิทธิภาพความถูกต้องในการคาดการณ์ค่าเงินรายวันได้มากถึงร้อยละ 95.31 ถึงแม้จะได้ประสิทธิภาพที่สูงแต่การทดลองควรจะเปรียบเทียบกับปีอื่นๆเพิ่มเติมและการทดลองควรจะเปรียบเทียบกับค่าเงินสกุลอื่นๆเพิ่มเติมด้วย และงานวิจัยแบบจำลอง Hidden Markov Models เป็นการพยากรณ์ข้อมูลเชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting Techniques) คือ จะพยากรณ์เพียงแค่ว่าข้อมูลเป็นเทรดน์ขาขึ้น (Uptrend) หรือข้อมูลเป็นเชิงขาลง (Downtrend) เท่านั้น แต่ผู้เขียนต้องการพยากรณ์ข้อมูลเชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting Techniques) ที่แสดงเป็นตัวเลขจำนวนจริงออกมาจึงไม่ได้ใช้เทคนิคและการเลือกตัวแปรของ แบบจำลอง Hidden Markov Models

2.7.7 การเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งโดยวิธีอารีมา

ศึกษาการพยาการณ์ราคาทองคำในประเทศไทยโดยอาศัยตัวแปรภายนอกและตัวแปรต้น [23] ตัวแปรต้นคือจะใช้ราคาทองคำในประเทศไทยย้อนหลังในแบบรายวันช่วงระยะเวลาเกือบ 2 ปี และแบบรายเดือนช่วงระยะเวลา 10 ปี และข้อมูลที่เป็นตัวแปรภายนอกคือราคาทองคำในตลาดโลก ปริมาณการนำเข้าทองคำของไทย ปริมาณการผลิตทองคำของโลก โดยใช้โมเดล AIRIMA การวิเคราะห์สมการถดถอยเชิงซ้อน (Autoregressive Integrated Moving Average Model) โมเดลอารีมา เป็นวิธีพยากรณ์ข้อมูลทางสถิติที่นิยมใช้กับชุดข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) ประกอบไปด้วย 3 เทคนิค คือ AR (Autoregressive), I (Integrated), MA (Moving Average) พยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้าจากข้อมูลในอดีตประเมินประสิทธิภาพด้วยเทคนิค RMSE ในงานวิจัยนี้ใช้เพื่อพยากรณ์ข้อมูลราคาทองคำในประเทศไทยแบบรายวันและแบบรายเดือนเพื่อเปรียบเทียบกัน การศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาทองคำแท่งในประเทศไทยจะใช้ข้อมูลรายปีตั้งแต่ปี 2533 - 2550 ส่วนการพยากรณ์ด้วยวิธีอารีมาจะใช้ข้อมูลรายวันและรายเดือนของราคาทองคำแท่งในประเทศไทย ราคาทองคำแท่งในตลาดโลก และอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ

ผลการทดลองพบว่าเทคนิค AIRIMA นั้นเหมาะที่จะพยากรณ์ข้อมูลรายวันมากกว่าพยากรณ์ข้อมูลรายเดือน ความถูกต้องของการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทยรายวันมีความถูกต้องมากกว่าการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทยแบบรายเดือน จากการศึกษางานวิจัยการเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งโดยวิธีอารีมาจึงได้นำแนวคิดการใช้ราคาทองคำมาเป็นตัวแปรภายนอกเพื่อคาดการอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ GBP/USD เพื่อให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

2.7.8 การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวรัสเซียที่เดินทางเข้ามาในประเทศไทยโดยตัวแบบ SARIMA

งานวิจัยของนิตินัย รุ่งจินดารัตน์ และ นลินี พานสายตา นำเสนอการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวรัสเซียที่เดินทางเข้ามาในประเทศไทย [24] ณ สนามบินสุวรรณภูมิ โดยการใช้ของมูลรายเดือนเพื่อพยากรณ์ข้อมูลนักท่องเที่ยวชาวรัสเซียที่จะเดินทางเข้ามาในประเทศไทยเป็นรายเดือน ใช้ข้อมูลนักท่องเที่ยวชาวรัสเซียที่เดินทางเข้ามาตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2553 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2558 รวมทั้งสิ้น 66 เดือน ใช้วิธีพยากรณ์ของบอกซ์-เจนกินส์ ที่ได้รับความนิยมคือ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models (SARIMA) การทำงานของโมเดล SARIMA จะคล้ายกับโมเดล ARIMA แต่จะเพิ่มตัวแปร Seasonal เป็นตัวแปรเชิงฤดูกาลเพื่อนำข้อมูลการเปรียบแปลงเชิงฤดูกาลเป็นตัวแปรให้ได้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

ตารางที่ 2-6 การทดลองพยากรณ์นักท่องเที่ยวรัสเซียในประเทศไทยด้วย SARIMA

เดือน/ปี	ค่าจริง (ณ 16 ธันวาคม 2558)	ค่าพยากรณ์
กรกฎาคม 2558	17,777	22,217
สิงหาคม 2558	16,353	22,445
กันยายน 2558	16,289	22,135
ตุลาคม 2558	33,720	54,974
พฤศจิกายน 2558	-	88,325
ธันวาคม 2558	-	99,010

จากผลการทดลองพบว่าการพยากรณ์ตัวเลขนักท่องเที่ยวนั้นค่อนข้างห่างาจากตัวเลขความเป็นจริงพอสมควร โดยมีความห่างของการพยากรณ์ตัวเลขต่ำสุดที่ 4,440 คน และมีจำนวนคลาดเคลื่อนมากขึ้นเรื่อยๆ เมื่อเทียบกับการพยากรณ์ในเดือนถัดไป สรุปว่างานวิจัยนี้เหมาะสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลระยะสั้นมากกว่า และปัจจัยที่นักท่องเที่ยงรัสเซียจะเดินทางเข้ามาในประเทศไทยนั้นยังมีปัจจัยภายนอกอย่างอื่นอีกด้วย เช่น ปัจจัยทางการเมืองของประเทศไทย ภาวะเศรษฐกิจของประเทศรัสเซีย เป็นต้น จากการศึกษางานวิจัยของนิตินัย รุ่งจินดารัตน์ และ นลินี พานสายตา [24] นี้จึงได้แนวคิดการเลือกใช้แบบจำลอง SARIMAX ซึ่งเป็นแบบจำลองที่พัฒนามาจาก ARIMA เพื่อให้มีความแม่นยำมากขึ้น มาใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD เพื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองโคร่งข่ายประสาทเทียม

2.7.9 การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้นโดยใช้แบบจำลองอารีมา และอารีแม็กซ์

นำเสนอโดยบุญกอง ทะกลโยธิน และ ยุพาภรณ์ อารีพงษ์ [25] นำเสนอการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้าด้วยการเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไป เพื่อให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นซึ่งเรียกว่าวิธี Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable (ARIMAX) ทำการพยากรณ์ราคาหุ้น BBL [25] โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2559 และตัวแปรอิสระคือ อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ เหตุผลที่เลือกตัวแปรอิสระนี้เพราะเมื่ออัตราแลกเปลี่ยนอ่อนค่าลง ตลาดหุ้นก็จะปรับตัวลดลงด้วย ตัวแปรอิสระนี้จะช่วยให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นซึ่งจะใช้ในการพยากรณ์ราคาหุ้น BBL รายเดือนล่วงหน้า 12 เดือน

ตารางที่ 2-7 การเปรียบเทียบการพยากรณ์เทคนิค ARIMA และ ARIMAX

เดือน	ราคาหุ้น BBL	ARIMA(2,1)	ARIMAX(2,1,1)
Jan-2017	174.5	159.5371	163.4456
Feb-2017	177.5	159.5743	167.7999
Mar-2017	181.5	159.6114	172.572
Apr-2017	179.5	159.6486	177.7167
May-2017	180.0	159.6857	183.2588
Jun-2017	185.0	159.7229	189.1466
Jul-2017	179.5	159.7601	195.3564
Aug-2017	184.5	159.7973	201.8166
Sep-2017	186.5	159.8344	208.5173
Oct-2017	193.0	159.8716	215.4887
Nov-2017	199.5	159.9089	222.6754
Dec-2017	202.0	159.9461	230.0281
Mean Absolute Percentage Error : MAPE		13.6046	7.4111
Root Mean Squared Error : RMSE		26.7931	16.3081

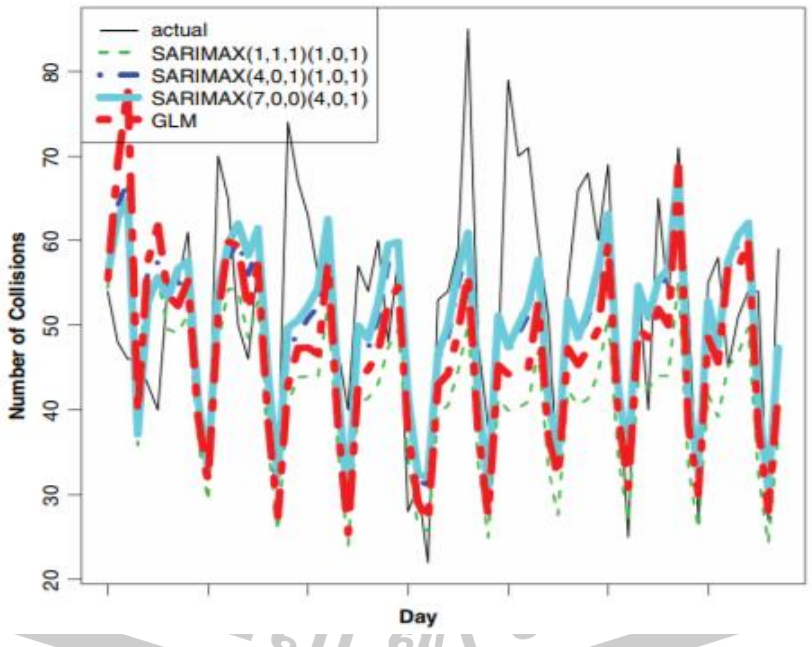
ผลการวิจัยได้ทำการเปรียบเทียบวิธีแบบ ARIMA และ ARIMAX โดยใช้ตัวเปรียบเทียบประสิทธิภาพ คือ ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และ ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง Root Mean Square Error (RMSE) โดยตัวแบบ ARIMAX ให้ค่า MAPE และ RMSE ต่ำสุด เท่ากับ 7.4111 และ 16.3081 ตามลำดับ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการเลือกใช้ตัวแปรภายนอกที่เหมาะสมมีผลให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้นกว่าการไม่ใช้ตัวแปรภายนอก

2.7.10 การทำนายการเกิดอุบัติเหตุด้วยวิธีซารีแมกซ์โดยใช้ข้อมูลพื้นฐานและตัวแปรสภาพอากาศ

งานวิจัยการเกิดอุบัติเหตุบนท้องถนนในเมืองเอ็ดมันตันรัฐอัลเบอร์ตาประเทศแคนาดา โดย Chen Yongsheng และ Tjandra Stevanus [26] ใช้วิธีการทำนายการเกิดอุบัติรายวันด้วยวิธีซารีแมซก์ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable (SARIMAX) เปรียบเทียบกับโมเดลเชิงเส้นโดยนัยทั่วไป Generalized Linear Models (GLM) โดยใช้ข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุย้อนหลังที่บันทึกไว้ร่วมกับข้อมูลสภาพอากาศที่ทำให้เกิดปัจจัยเสี่ยงในการเกิดอุบัติเหตุบนท้องถนน เช่น ฝนตก หิมะ ลูกเห็บ หรือลม ซึ่งมีผลทำให้ยานพาหนะเกิดอาการยึดเกาะถนนได้น้อยลงเป็นปัจจัยเสี่ยงทำให้เกิดอุบัติได้มากขึ้น นอกจากนั้นยังใช้ข้อมูลวันหยุดหรือวันทำงานปกติ และวันในแต่ละสัปดาห์มีผลต่อการเกิดอุบัติเหตุ เช่น วันศุกร์สุดท้ายของวันทำงานมีโอกาสเกิดอุบัติเหตุมากกว่าวันจันทร์ เนื่องจากวันศุกร์หลังเลิกงานคนอาจจะไปสังสรรค์กันได้ หรือวันหยุดยาว

คนจะเดินทางไปท่องเที่ยวเยอะมีผลให้เกิดอุบัติเหตุได้มากขึ้น มีวัตถุประสงค์เพื่อลดการเกิดอุบัติเหตุเป็นการป้องกันล่วงหน้า เช่น เมื่อปัจจัยหลายอย่างมีโอกาสเกิดอุบัติเหตุจะแจ้งให้เจ้าหน้าที่ทำการเตือนประชาชนผู้ใช้รถบนท้องถนน หรืออาจจะไปทำความสะอาดเก็บกวาดหิมะออกจากท้องถนน ทำความสะอาดหิมะออกจากป้ายจราจร เป็นต้น นำข้อมูลเหล่านี้พยากรณ์การเกิดอุบัติเหตุ 60 วันล่วงหน้า

การทดลองนี้จะเปรียบเทียบวิธีจากโมเดลซารีแมกซ์ (SARIMAX) และโมเดลเชิงเส้นทั่วไป (GLM) โดยโมเดลอารีแมกซ์จะแทนค่าตัวแปรหลายค่าเพื่อเปรียบเทียบค่าความแปรผันตามฤดูกาลซึ่งอาจจะเป็นรายวัน รายสัปดาห์ เพื่อให้ได้โมเดลที่ทำนายการเกิดอุบัติเหตุล่วงหน้าได้ดีที่สุด และใช้ mean absolute percentage error (MAPE) ในการประเมินผลการทดลองเพื่อเปรียบเทียบข้อมูลที่ทำนายล่วงหน้ากับข้อมูลจริง ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโมเดล SARIMAX (7, 0, 0)(4, 0, 1)7 ให้ผลการทดลองที่มีค่าผิดพลาดน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับโมเดลซารีแมกซ์ตัวแปรอื่นๆ ส่วนผลการทดลองจากโมเดลเชิงเส้นโดยนัยทั่วไปนั้นมีค่าความผิดพลาดสูงสุด รูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) นั้นจะเหมาะสมกับวิธีพยากรณ์หรือทำนายข้อมูลล่วงหน้าด้วยวิธี SARIMAX มากกว่า แต่ในงานวิจัยนี้ไม่ได้เปรียบเทียบกับเทคนิคอื่นๆ ที่ได้รับความนิยมในปัจจุบันเช่นการใช้เทคนิค SARIMAX แบบผสมกับนิวรอนเน็ตเวิร์ค (Neural Network)



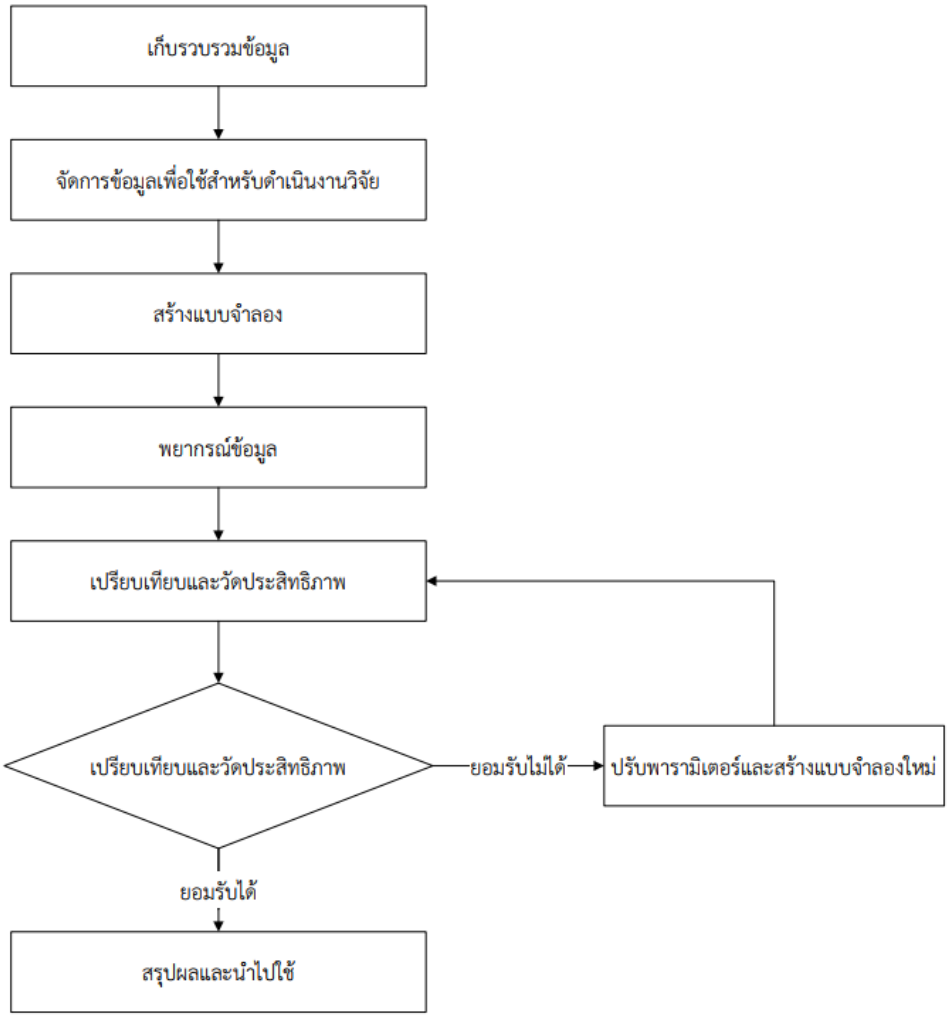
ภาพที่ 2-13 ผลการทดลองเปรียบเทียบโมเดล Sarimax และ GLM
ที่มา : [26]

ผลการทดลองจากภาพที่ 2-13 พบว่าความที่ทำนายกับค่าที่เกิดอุบัติเหตุจริงจะมีความแตกต่างกันอยู่แต่ก็สามารถทำให้ทราบเทรนด์ของการเกิดอุบัติเหตุได้ว่าในวันนี้จะมีอุบัติเหตุมากขึ้นหรือน้อยลงจากวันก่อน โมเดล SARIMAX (7, 0, 0)(4, 0, 1)7 ให้ผลการทดลองที่มีค่า MAPE น้อยที่สุดอยู่ที่ 16.9 สำหรับการพยากรณ์วันที่ 1 - 30 และ ค่า MAPE 16.1 สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลวันที่ 31 – 60 ถึงจะได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดน้อยที่สุดแต่ก็มากถึง 16.5 สำหรับค่าเฉลี่ยงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าวิธีการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง SARIMAX มีความแม่นยำมากกว่าวิธี GLM ซึ่งเป็นการพยากรณ์เชิงเส้นทั่วไป

2.7.11 การพยากรณ์ยอดขายปลีกแก๊สรถยนต์ ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม

เป็นงานวิจัยที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) พยากรณ์ราคาขายปลีกแก๊สรถยนต์ [9] เพื่อประโยชน์ในการลงทุนและการบริหารจัดการคลังสินค้าที่เหมาะสม ใช้เทคนิค ANN เพื่อทำให้การพยากรณ์ราคาแก๊สรถยนต์มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยการนำข้อมูลที่มีผลต่อการขึ้นลงของราคาแก๊สรถยนต์ คือ ความต้องการย้อนหลังของผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ อัตราการเจริญเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ วันหยุดเทศกาลต่าง ราคาแก๊สและราคาน้ำมันที่มีการเปลี่ยนแปลงในช่วงปี พ.ศ. 2555 - 2559 เป็นเวลาทั้งสิ้น 5 ปี และเนื่องจากเป็นข้อมูลที่เก็บมาจากแหล่งข้อมูลที่แตกต่างกัน ข้อมูลที่ไม่ได้บันทึกไว้บางรายการ เช่น ราคาแก๊สรถยนต์ที่ไม่ได้บันทึกไว้ในบางวันจะใช้ค่าเฉลี่ยเพิ่มเข้าไปแทน เพื่อป้องกันไม่ให้โมเดลจำลองจำสิ่งที่ผิดปกติลงไป โดยมีกรอบแนวคิดในงานวิจัยดังนี้

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว



ภาพที่ 2-14 แนวคิดการทำงานการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ผลจาการทดลองโดยใช้เทคนิค Time Series และ ANN สามารถพยากรณ์ราคาแก็สรถยนต์ล่วงหน้า 3 เดือน หรือ 90 วัน ใช้เกณฑ์ (Root Mean Square Error) RMSE เป็นเครื่องมือเปรียบเทียบความถูกต้อง ซึ่งผลการทดลองพบว่ามีค่าผิดพลาด RMSE เท่ากับ 686 ต่อวัน โดยที่ยอดขายเฉลี่ยอยู่ที่ประมาณ 9000 ต่อวัน หรือมีความแม่นยำเท่ากับ 89% เลยทีเดียว แต่ในความเป็นจริงแล้วค่าความผิดพลาด 686 บาทต่อวันนั้นคิดเป็นปริมาณแก๊สรถยนต์ 52.76 (คิดจากราคาแก๊สที่ 13 บาท) ถือว่ายังเสียโอกาสมากเพราะเงิน 686 บาทสามารถจ่ายค่าแรงพนักงานได้ถึง 2 คน หากคิดที่ค่าแรง 300 บาทต่อวัน งานวิจัยนี้ได้ใช้เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับความนิยม ผู้เขียนจึงได้เลือกใช้วิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับการพยากรณ์ด้วยวิธีพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง SARIMAX

2.7.12 การเปรียบเทียบความแม่ยำในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค แบบจำลองอารีมา แบบจำลองการ์ชเอ็ม

งานวิจัยของอดิเรก จันทร์สด [27] ได้นำเสนอการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค แบบจำลองอารีมา แบบจำลองการ์ชเอ็ม โดยนำเข้าข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทกับดอลลาร์สหรัฐฯ เป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่วันที่ 5 มกราคม 2547 - 2 พฤษภาคม 2550 จำนวน 814 วัน ในการศึกษางานวิจัยนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนคือศึกษาหาแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค แบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง GRACH-M ที่เหมาะสมที่สุดของแต่ละชุด และส่วนที่สองศึกษาการเปรียบเทียบผลการทดลองของทั้งสามแบบจำลองโดยใช้ค่า MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

ผลการศึกษาได้แบบจำลองทั้งสามแบบที่เหมาะสม คือ แบบจำลอง ARIMA(0,2,2) แบบจำลอง ARIMA(0,2,2) with Grach-M(1,1) และแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์คที่มีชั้น Hidden Layer จำนวนรอบการเรียนรู้เท่ากับ 400 Epoch เท่ากับ 60 นำเข้าข้อมูล 10 วันย้อนหลัง ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.13067 0.130358 0.4974 ซึ่งสรุปได้ว่า แบบจำลอง ARIMA with GARCH-M มีความแม่นยำมากที่สุด รองลงมาคือแบบจำลอง ARIMA และ แบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค

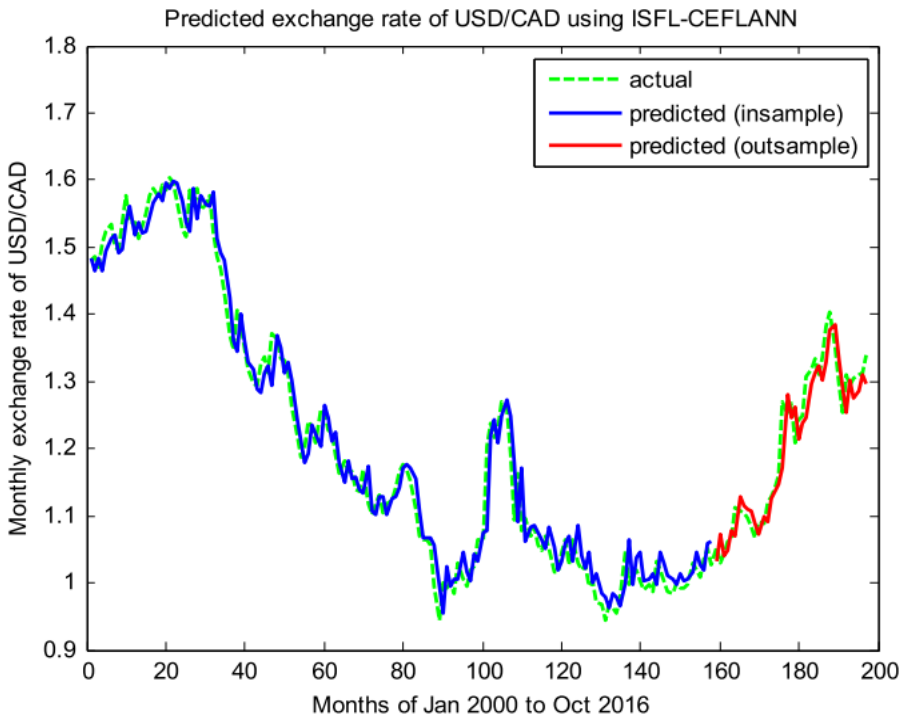
จากการศึกษาผลการทดลองพบว่างานวิจัยของอดิเรก จันทร์สดมีการใช้ตัวแปรเพียง 1 ตัวแปร คือข้อมูลย้อนหลังของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาทต่อสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ ทำให้ผลการทดลองมีค่า MAPE ค่อนข้างสูง หากมีการนำตัวแปรภายนอกมาเป็นชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ให้แบบโครงข่ายประสาทเทียมก็อาจจะทำให้ได้ผลการทดลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมดีขึ้นกว่าเดิมก็เป็นได้

2.7.13 An Improved Shuffled Frog Leaping Algorithm with a Computationally Efficient Functional Link Artificial Neural Network (ISFL-CEFLANN)

Rajashree Dash [28] ได้นำเสนอเทคนิคการคาดการณ์ค่าเงินรายเดือนทดลองพยากรณ์สกุลเงิน 3 คู่สกุลเงิน คือ ดอลลาร์สหรัฐต่อดอลลาร์แคนาดา (USD/CAD) ดอลลาร์สหรัฐต่อฟรังก์สวิส USD/CHF และค่าเงินดอลลาร์สหรัฐต่อเยนญี่ปุ่น (USD/JPY) เป็นการเปรียบเทียบคาดการณ์ค่าเงินทั้ง 3 คู่ในช่วงเวลาเดียวกันเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม ISFL-CEFLANN [28]

ในการทดลองจะช่วงขอมูล Data Set ในช่วงเดือนมกราคม ปี 2000 ถึงเดือน ตุลาคม 2016 ข้อมูลที่นำเข้าเพื่อทำการคาดการณ์ (Prediction) จะเป็นข้อมูลค่าเฉลี่ยของตัวเลขรายวันในวันที่ 1 ของแต่ละเดือน จากผลการทดลองประสิทธิภาพในการคาดการณ์ราคาปิดในหนึ่งวันมีประสิทธิภาพดีกว่า การวัดประสิทธิภาพ ISFL-CEFLANN จะประเมินโดยการคัดค่าความเบี่ยงเบนระหว่างค่าที่คาดการณ์และอัตราแลกเปลี่ยนที่เกิดขึ้นจริงผ่านเมตริกข้อผิดพลาดทางสถิติ 4 ข้อ คือ

Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Square Error (MSE)



ภาพที่ 2-14 ผลการทดลองด้วยเทคนิค ISFL-CEFLANN
ที่มา : [28]

ผลการคาดการณ์ของข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินดอลลาร์ต่อข้อมูล CAD, CHF และ JPY โดยการใช้ข้อมูลรายเดือนนำเข้าสามารถคาดการณ์ได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากกว่าเทคนิคการเรียนรู้แบบอื่นๆ ที่นำมาเปรียบเทียบ การวัดประสิทธิภาพที่กล่าวมาอาจจะมีเทคนิคอื่นๆที่มีประสิทธิภาพดีกว่า เพียงแต่ไม่ได้นำมาเปรียบเทียบซึ่งอาจจะต้องใช้เทคนิคอื่นๆที่มาเปรียบเทียบเพิ่มเติมด้วย อย่างไรก็ตามจากการศึกษางานวิจัยนี้จึงได้แนวคิดการด้านการประเมินประสิทธิภาพโดยได้เลือกใช้วิธี Root Mean Square Error (RMSE) และ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) เพื่อประเมินประสิทธิภาพการทดลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD

2.7.14 A Neural Networks Filtering Mechanism for Foreign Exchange Trading Signals

งานวิจัยของ Abdulah Kayal [29] ได้นำทำการทดลอดด้วยการหาสัญญาณในการซื้อขายสกุลเงินด้วยวิธีที่ไม่ยุ่งยากซับซ้อนด้วยการใช้ค่าเฉลี่ย Exponential Moving Average (EMA) ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยที่ให้น้ำหนักกับค่าสุดท้ายจากเทรนด์ของตลาดในช่วงกรอบเวลาที่แตกต่างกันไปซึ่งมีโมเดลดังนี้

```
If    {
        (EMA(x) crosses EMA(y) from above)
        close_current_order();
        go_long();
       }

If    {
        (EMA(x) crosses EMA(y) from below)
        close_current_order();
        go_short();
      }
```

จากตัวอย่างด้านบนจะเห็นได้ว่าเมื่อค่า EMA(x) ตัดกันกับค่า EMA(y) โดยค่า EMA(x) มีคามากกว่า EMA(y) ให้ทำการปิดออเดอร์ปัจจุบันและเข้าทำการซื้อ และเมื่อค่า EMA(x) ตัดกับค่า EMA(y) โดยค่า EMA(x) มีค่าน้อยกว่าให้ทำการปิดออเดอร์ปัจจุบันและเข้าทำการขาย โดย x และ y คือช่วงเวลาที่แตกต่างกัน เช่น EMA(5) และ EMA(10) คือค่าเฉลี่ย Exponential Moving Average ที่กรอบเวลา 5 นาทีและ 10 นาทีตามลำดับ

จากการทำสอบนั้นสกุลเงินและค่า Timeframe ที่เหมาะสมที่สุดเพื่อทำให้ได้กำไรมากที่สุด คือ ดอลลาร์สหรัฐอเมริกา/ฟรังค์สวิส (USD/CHF) ที่ค่าเฉลี่ย EMA ที่กรอบเวลา 7 และ 15 นาที EMA(7)/EMA(15) โดยภาพรวมความถูกต้องของงาน Abdulah Kayal พอใจอยู่ที่ 20 เปอร์เซ็นต์เท่านั้นโดยงานวิจัยนี้ไม่ได้กำหนดความจุดขาดทุนที่ดีที่สุดในการเทรดไว้ เมื่อศึกษางานวิจัยของ Abdulah Kayal [29] และทำการเปรียบผลการทดลองกับข้อมูลในตลาดฟอเร็กซ์พบว่าในช่วงที่ราคาตลาดแกว่งตัวน้อย (Accumulative rang) การใช้อินดิเคเตอร์มักจะไม่สามารถคาดการณ์ราคาตลาดได้

2.7.15 Forecast Forex with ANN Using Fundamental Data

งานวิจัยของ Ming Hao Eng [13] ได้ศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ feed-forward Multi Layer Perceptron (MLP) โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาข้อมูลย้อนหลังของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) เพื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรภายนอกประกอบด้วย อัตราดอกเบี้ย (Interest Rate) ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ดัชนีราคาผู้บริโภค (CPI) ตัวเลขขาดดุลกาค้า (Balance of Trade) และ ข้อมูลตัวแปรภายนอกทั้ง 4 ข้อมูลร่วมกัน เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองว่าตัวแปรภายนอกชนิดใดให้ค่าความถูกต้องในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐมากที่สุด หรือใช้ข้อมูลตัวแปรภายนอกทั้งหมด 4 ตัวแปรร่วมกันจึงจะให้ผลการทดลองที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด ประเมินผลการทดลองด้วยวิธี Root Mean Square Error (RMSE) และ Direct Accuracy (DA) โดยมีสมการของ DA ดังนี้

$$DA = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} ai \tag{2.32}$$

$$ai = \begin{cases} 1 if (y_{i+1} - y_i)\left(\hat{y}_{i+1} - y_i\right) > 0, \\ 0 otherwise \end{cases} \tag{2.33}$$

ตารางที่ 2-8 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียม Feed Forward Multi Layer Perceptron

ชนิดตัวแปร	RMSE
อัตราดอกเบี้ย (Interest Rate)	0.0112
ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP)	0.0100
ดัชนีราคาผู้บริโภค (CPI)	0.0124
ตัวเลขขาดดุลการค้า (Balance of Trade)	0.0167
ใช้ตัวแปรภายนอก 4 ตัวแปรร่วมกัน	0.0084

จากผลการทดลองพบว่าการใช้ตัวแปรภายนอกร่วมกัน 4 ตัวแปรจะให้ค่า RMSE น้อยที่สุดที่ 0.0084 และตามด้วยการใช้ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ อัตราดอกเบี้ย ดัชนีราคาผู้บริโภค และตัวเลขขาดดุลการค้าตามลำดับ ในการทดลองนี้ไม่ได้ระบุว่าทดลองในช่วงเวลาใด และทดลองการพยากรณ์แบบรายวัน รายเดือน หรือรายปี ในการเปรียบเทียบผลการทดลองควรจะทดลอง

เปรียบเทียบช่วงเวลาที่แตกต่างกันด้วย เพื่อป้องกันการนำผลการทดลองที่มีความเอนเอียงให้ผลลัพธ์ที่ดีมาแสดง และตัวแปรที่ใช้เป็นตัวแปรที่ประกาศรายเดือน รายไตรมาศ รวมถึงประกาศตามนโยบายเศรษฐกิจ เช่น อัตราดอกเบี้ยประกาศตามนโยบายเศรษฐกิจ ซึ่งตัวแปรเหล่านี้เหมาะสำหรับการพยากรณ์มากกว่า 1 วันขึ้นไป ซึ่งอาจจะเป็นรายเดือนหรือรายไตรมาสตามที่ประกาศ ผู้เขียนจึงไม่เลือกใช้ตัวแปรภายนอกของงานวิจัย Ming Hao Eng [13] มาใช้พยากรณ์การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD เนื่องจากต้องการพยากรณ์ข้อมูลรายวัน

2.7.16 Dealing with Missing Data

งานวิจัยของวุฒิ สุขเจริญ [30] ได้ศึกษาการดำเนินการกับข้อมูลขาดหายซึ่งใช้แนวทางการแกไขปัญหาข้อมูลที่ขาดหายหลายวิธี ซึ่งแต่ละวิธีมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกันไปวิธีเหล่านี้ได้นำมาแก้ไขปัญหาการเกิดข้อมูลขาดหายกับการพยากรณ์ข้อมูลทั้งแบบข้อมูลอนุกรมเวลาหรือข้อมูลปฐมภูมิสามารถจำแนกวิธีแก้ปัญหาการขาดหายของข้อมูลออกมาได้ดังนี้

Listwise Deletion (LD) การตัดข้อมูลที่พบว่ามีข้อมูลขาดหายออกไปเป็นวิธีที่มีความรวดเร็ว เหมาะสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลระหว่างกลุ่มหรือเปรียบเทียบแบบจำลอง 2 แบบจำลองเน้นการเปรียบเทียบว่าแบบจำลองใดที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า แต่มีข้อเสียคือไม่เหมาะสำหรับเปรียบเทียบผลการทดลองระหว่างกลุ่มตัวอย่างได้ เช่น กรณีโรงแรมแห่งหนึ่งต้องการเปรียบเทียบความพึงพอใจของการใช้บริหารห้องพักและสระว่ายน้ำ หากมีข้อมูลสูญหายทำให้แบบประเมินความพึงพอใจห้องพักมี 8 ตัวอย่าง และแบบประเมินความพึงพอใจของสระว่ายน้ำมี 3 ตัวอย่าง ผลลัพธ์ของการประเมินจะมีความเอนเอียงของข้อมูลเนื่องจากตัวแปรนำเข้าไม่เท่ากัน

Pairwise Deletion (PD) การวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เฉพาะข้อมูลที่มีอยู่โดยคำนวณหาค่าเฉลี่ยแทนข้อมูลที่ขาดหาย วิธีนี้มีข้อดีคือจะสามารถแก้ปัญหาข้อมูลขาดหายไม่สมบูรณ์ได้โดยการใช้ค่าเฉลี่ยแทนข้อมูลที่ขาดหาย แต่มีข้อเสียคือไม่สามารถวิเคราะห์เชิงเปรียบเทียบเนื่องจากกลุ่มตัวอย่างมีจำนวนไม่เท่ากันและกลุ่มตัวอย่างให้ข้อมูลที่แตกต่างกัน

Single Imputation (SI) การแทนค่าด้วยค่าเฉลี่ยคณิตหรือค่าฐานนิยม (Mean/Mode Substitution) โดยการใช้ค่าเฉลี่ยหรือค่าฐานนิยมจากชุดข้อมูลทั้งหมดมาแทนค่าของข้อมูลที่ขาดหาย วิธีนี้มีข้อดีคือทำให้จำนวนตัวอย่างไม่ลดลง แต่มีข้อเสียคือข้อมูลไม่มีความหลากหลายหากข้อมูลมีการสูญหาย 2 ระเบียนข้อมูล (Record) ก็จะใช้ค่าเดียวกันแทนที่ค่าที่สูญหายเหล่านั้น

Regression Imputation การใช้เทคนิคการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงพหุเพื่อพยากรณ์ข้อมูลขาดหาย เป็นวิธีที่มีความซับซ้อนและใช้เวลามากกว่าวิธีอื่นๆ มีข้อดีคือสามารถใช้ข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้ทุกข้อมูลและได้ข้อมูลที่ไม่ซ้ำกันเหมือนวิธี Single Imputation แต่มีข้อเสียค่าที่ได้จากการพยากรณ์ไม่แม่นยำหากข้อมูลขาดหายมีการกระจายตัวแบบสุ่มอย่างสมบูรณ์

นอกจากวิธีดังที่กล่าวมาแล้วงานวิจัยยังได้แสดงเทคนิคการดำเนินการกับข้อมูลขาดหายโดยใช้การคำนวณที่ซับซ้อน ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ทรัพยากรและเวลาในการแก้ปัญหามากกว่าวิธีอื่น ผู้วิจัย

จะต้องมีทีมวิจัยเพื่อแก้ปัญหานี้โดยเฉพาะซึ่งจากการศึกษาการแก้ปัญหาข้อมูลขาดหายของวุฒ สุขเจริญ [30] จึงได้เลือกวิธี Listwise Deletion ซึ่งเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับการเปรียบเทียบแบบจำลอง 2 แบบจำลองเพื่อเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดและเป็นวิธีที่ในการแก้ปัญหาที่รวดเร็วและประหยัดทรัพยากรมากที่สุด

2.7.17 สรุปการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สรุปการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินนิยมใช้แบบจำลอง SARIMAX และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ANN ในการพยากรณ์ข้อมูลแบบอนุกรมเวลา โดยมีตัวแปรภายนอกหนึ่งหรือมากกว่านำมาใช้ในการพยากรณ์เพื่อให้ได้ผลการทดลองที่ดียิ่งขึ้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้รับความนิยมมากขึ้นในปัจจุบัน โดยเฉพาะการใช้พยากรณ์ชุดข้อมูลอนุกรมเวลา งานวิจัยส่วนใหญ่จะไม่ได้กล่าวถึงผลการทดลองในช่วงเวลาที่แตกต่างซึ่งอาจจะทำให้เกิดผลการทดลองที่มีความเอนเอียง (Bias) โดยนำผลการทดลองจากช่วงเวลาที่ให้ผลการทดลองที่แม่นยำที่สุดมาแสดงในงานวิจัย การดำเนินการงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลอง SARIMAX และ ANN ซึ่งเป็นแบบจำลองทางด้านสถิติวัดผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแประภายนอกทั้งสองแบบจำลอง จากการศึกษางานวิจัยของ Sindhu [6] พบว่าราคาทองคำมีผลแปรผกผันกับค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ และงานวิจัยของ ChunTsai [7] ศึกษาผลกระทบของอัตราแลกเปลี่ยนที่มีต่อดัชนีหุ้นไทยพบว่าเมื่อค่าเงินบาทแข็งค่าขึ้นจะทำให้ดัชนีตลาดหุ้นปรับตัวสูงขึ้น จึงได้เลือกใช้ข้อมูลตลาดหุ้นนิวยอร์ก (YNSE) ซึ่งเป็นตลาดหุ้นที่มีขนาดใหญ่ที่สุดในโลกและเป็นตลาดหุ้นของสหรัฐอเมริกาเพื่อใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในงานวิจัยนี้จะใช้แบบจำลอง SARIMAX และแบบโครงข่ายประสาทเทียม พยากรณ์ค่าเงินปอนด์อังกฤษและดอลลาร์สหรัฐอเมริกาโดยมีตัวแปรอิสระ 2 ตัวแปร คือราคาทองคำและราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์ก เตรียมข้อมูลด้วยกระบวนการ Data Preprocessing เพื่อให้ข้อมูลมีความเหมาะสมในการพยากรณ์ แบบจำลอง SARIMAX จะมีการทดสอบพารามิเตอร์ P,D,Q และพารามิเตอร์ Seasonality ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการทดสอบตัวแปร Hidden Layer Epoch Train และ Learning Rate และใช้วิธี RMSE และ MAPE เพื่อเลือกพารามิเตอร์ที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดไปใช้ในแบบจำลอง SARIMAX และ ANN เมื่อได้ตัวแปรที่เหมาะสมสำหรับทั้งสองแบบจำลองแล้ว จะนำผลการพยากรณ์ของแบบทดสองเปรียบเทียบกันด้วยวิธี RMSE และ MAPE อีกครั้งเพื่อเลือกแบบจำลองที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดไปใช้ในการพยากรณ์

เครื่องมือที่ใช้ดำเนินการวิจัยการพยากรณ์ข้อมูล Time Series ในปัจจุบันมีมากมาย เช่น Matlab, R, Python ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ซอฟต์แวร์ Matlab เนื่องจากมีอินเตอร์เฟสที่แสดงข้อมูลตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในแบบทดลองที่นำเสนอได้อย่างครบถ้วนโดยไม่ต้องใช้คำสั่งเพิ่มเติม มีการแสดงผลการทดลองที่มองเห็นภาพได้ชัดเจน และมีแหล่งข้อมูลศึกษามากมายเนื่องจากเป็น Matlab เป็นซอฟต์แวร์ที่นักวิจัยทั่วโลกเลือกใช้ โดยใช้ทำการทดลองทั้งแบบจำลอง SARIMAX และแบบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ แบบจำลอง SARIMAX มีแนวคิดมาจากแบบจำลอง ARIMAX เป็นแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้าซึ่งพัฒนามาจาก ARIMA โดยได้มีงานวิจัยหลายงานที่ได้ทำการทดลองเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ระหว่าง ARIMAX และ ARIMA จากงานวิจัยพยากรณ์ราคาค่าหุ้น BBL [25] พบว่าผลการพยากรณ์โดยใช้ ARIMAX ที่ทำการเพิ่มตัวแปรอิสระเป็นอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทจะมีผลต่อราคาหุ้น BBL ซึ่งใช้การประเมินผลการพยากรณ์ด้วย MAPE และ RMSE แบบจำลอง ARIMAX ให้ค่าต่ำสุดหมายความว่ามีประสิทธิภาพดีกว่า ARIMA

ในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเพื่อใช้ในการคาดการณ์ค่าเงินล่วงหน้า สามารถหาข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนระหว่างค่าเงินปอนด์อังกฤษและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) และราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกา (XAUUSD) ได้ที่เว็บไซต์โบรกเกอร์ผู้ให้บริการในการทำธุรกรรมแลกเปลี่ยนซื้อขายค่าเงินสกุลต่างๆ ราคาน้ำมัน ราคาทองคำที่เว็บไซต์ https://www.exness.com ส่วนข้อมูลราคาหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) สามารถหาข้อมูลได้ที่ https://finance.yahoo.com

จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินพบว่า วิธีที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในการพยากรณ์มีวิธี SARIMAX และวิธี ANN ซึ่งวิธีแบบ SARIMAX จะเป็นวิธีทางด้านสถิติส่วนวิธีแบบ ANN จะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมสอนการเรียนรู้ให้กับคอมพิวเตอร์ได้พยากรณ์ข้อมูลออกมาล่วงหน้า จึงได้ทำการทดลองทั้งสองวิธีเพื่อเปรียบเทียบกันเพื่อหาวิธีที่เหมาะสมที่สุดกับชุดข้อมูลข้างต้นที่กล่าวมา

3.1 ชุดข้อมูล (Datasets)

หัวข้อนี้จะกล่าวถึงการเก็บรวบรวมข้อมูลตัวแปรต้นและตัวแปรภายนอก รวมถึงการทำความสะอาดข้อมูล การแก้ไขปัญหาเกี่ยวกับข้อมูลในกรณีที่ข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาเก็บอยู่ในรูปแบบที่แตกต่างกัน และแก้ปัญหาข้อมูลขาดหาย (Missing Data) โดยมีกระบวนการดังนี้

3.1.1 รวบรวมข้อมูล

ชุดข้อมูลนำเข้าเพื่อทำการทดลองจะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา คือข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามระยะเวลาเป็นช่วงๆ อย่างต่อเนื่อง ประกอบไปด้วย 4 องค์ประกอบ คือ แนวโน้ม วัฏจักร ความผันแปรตามฤดูกาล และความผันผวนจากเหตุการณ์ไม่ปกติ ดังที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 สามารถดาวน์โหลดข้อมูลอนุกรมเวลาของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกาหรืออัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินอื่นๆ ได้ที่เว็บไซต์ https://www.exness.com/intl/th/history_quotes/ ซึ่งได้ทำการเก็บข้อมูลย้อนหลังของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินไว้หลายรูปแบบ การเก็บข้อมูลสามารถเลือกกรอบเวลาได้ เช่น 1นาที (M1), 5นาที (M5), 15นาที (M15), 30นาที (M30), 1 ชั่วโมง (H1), 4 ชั่วโมง (H4), 1วัน (D1), 1สัปดาห์ (W1), และ 1เดือน (MN) สำหรับกรอบเวลาที่ต่ำกว่าหนึ่งชั่วโมงจะมีข้อมูลจะมีข้อมูลสำหรับระยะเวลาหนึ่งเดือนและสำหรับกรอบเวลาตั้งแต่หนึ่งชั่วโมงขึ้นไปจะมีข้อมูลสำหรับระยะเวลาลาหนึ่งปี ข้อมูลที่รวบรวมได้จะมีรายละเอียดดังนี้

ตารางที่ 3-1 โครงสร้างข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยน GBP/USD

Date	Time	Open	High	Low	Close	Volume
2011.04.	0:00	1.63213	1.64252	1.63075	1.63914	0
2011.04.	0:00	1.63914	1.65987	1.63855	1.6511	0
2011.04.	0:00	1.65119	1.65681	1.65009	1.65016	0
2011.04.	0:00	1.65049	1.65391	1.65049	1.65197	0
2011.04.	0:00	1.65179	1.65513	1.64664	1.64998	0
2011.04.	0:00	1.65014	1.65318	1.64308	1.65145	0
2011.04.	0:00	1.65123	1.66352	1.64348	1.66277	0
2011.04.	0:00	1.66271	1.67452	1.66222	1.66457	0
2011.04.	0:00	1.66457	1.67216	1.66231	1.67042	0
2011.05.	0:00	1.6709	1.67285	1.66772	1.66905	0
2011.05.	0:00	1.6693	1.67376	1.66352	1.66564	0
2011.05.	0:00	1.66569	1.66599	1.64627	1.64929	0

จากตารางที่ 3-1 แสดงข้อมูลที่อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐที่จัดเก็บโดยโบรกเกอร์ Exness ผู้ให้บริการเทรดตลาดฟอเร็กซ์ซึ่งเป็นขอมูลตัวอย่างบางส่วนจากทั้งหมด

ตารางที่ 3-2 โครงสร้างข้อมูลราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกา XAUUSD

Date	Time	Open	High	Low	Close	Volume
2011.04.20	0:00	1493.996	1505.778	1493.862	1501.287	0
2011.04.21	0:00	1501.279	1508.845	1500.493	1504.116	0
2011.04.22	0:00	1504.13	1510.779	1504.13	1506.929	0
2011.04.24	0:00	1507.571	1511.591	1507.571	1511.591	0
2011.04.25	0:00	1511.604	1517.916	1501.823	1506.366	0
2011.04.26	0:00	1506.276	1507.931	1492.753	1507.08	0
2011.04.27	0:00	1507.102	1529.985	1503.083	1528.901	0
2011.04.28	0:00	1528.869	1538.214	1524.124	1536.533	0
2011.04.29	0:00	1536.5	1569.22	1532.113	1562.532	0
2011.05.01	0:00	1568.487	1575.655	1555.025	1556.232	0

จากตารางที่ 3-2 แสดงข้อมูลราคาทองคำ 1 ออนซ์ต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกาที่มีโครงสร้างการจัดเก็บข้อมูลเหมือนกับอัตราแลกเปลี่ยน GBP/USD เพราะเก็บโดยผู้ให้บริการโบรกเกอร์รายเดียวกัน เป็นชุดข้อมูลรายละเอียดการขึ้น-ลงของสกุลเงินในช่วงเวลา 1 วัน (D1) ข้อมูลเหล่านี้จะมีเก็บไว้ให้ผู้ลงทุนได้ดูข้อมูลย้อนหลังของอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างๆ เพื่อเป็นประโยชน์ในการวิเคราะห์เพื่อลงทุนในสกุลเงินนั้นๆ ชุดข้อมูลจะประกอบไปด้วย 7 แอททริบิวต์ข้อมูลโดยสามารถอธิบายรายละเอียดได้ดังนี้

Date คือ วันที่ของค่าเงินที่เปลี่ยนแปลงในแต่ละระเบียน

Time คือ เวลาของค่าเงินที่เปลี่ยนแปลงในแต่ละระเบียน ข้อมูล 1 วัน มีเวลาเดียว คือ 0:00

Open คือ ราคาเมื่อเปิดตลาดของช่วงเวลานั้น

High คือ ราคาสูงสุดของช่วงเวลานั้น

Low คือ ราคาต่ำสุดของช่วงเวลานั้น

Close คือ ราคาต่ำสุดของช่วงเวลานั้น

Volume คือ ค่าที่ช่วยคาดการณ์ราคาของค่าเงิน [31] (ในชุดข้อมูลนี้ไม่แสดง)

ข้อมูลราคาปิดทำการตลาดหุ้นนิวยอร์กสหรัฐอเมริกา (New York Stock Exchange :NYSE) สามารถเก็บข้อมูลที่เว็บไซต์ https://finance.yahoo.com/ quote/ %5ENYA/history?p=^NYA จะมีรายละเอียดข้อมูลที่มีลักษณะการเก็บคล้ายกับข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ โดยมีโครงสร้างการเก็บข้อมูลดังนี้

ตารางที่ 3-3 โครงสร้างข้อมูลราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กอเมริกา (NYSE)

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
4/19/2011	8277.11	8332.53	8277.08	8332.03	8332.03	3886300000
4/20/2011	8332.03	8472.02	8332.03	8457.65	8457.65	4236280000
4/21/2011	8277.11	8504.36	8277.11	8504.36	8504.36	3587240000
4/25/2011	8504.36	8505.95	8459.72	8485.25	8485.25	2142130000
4/26/2011	8485.25	8564.2	8485.25	8554.99	8554.99	3908060000
4/27/2011	8554.99	8619.46	8521.41	8609.28	8609.28	4051570000
4/28/2011	8609.28	8646.79	8596.3	8639.73	8639.73	4036820000

จากข้อมูลตารางที่ 3-3 แสดงโครงสร้างการเก็บข้อมูลของราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กอเมริกา ซึ่งได้เก็บรวบรวมข้อมูลไว้ 7 แอททริวบิวต์ โดยมีรายละเอียดดังนี้

Date คือ วันที่ของราคา NYSE
Open คือ ราคาเมื่อเปิดตลาดของช่วงเวลานั้น
High คือ ราคาสูงสุดของช่วงเวลานั้น
Low คือ ราคาต่ำสุดของช่วงเวลานั้น
Close คือ ราคาปิดของช่วงเวลานั้น
Adj Close คือ ราคาปิดที่ทำการปรับราคาก่อนวันที่ตลาดเปิดในวันถัดไป [32]
Volume คือ ปริมาณการซื้อขายในช่วงเวลานั้น [33]

งานวิจัยนี้จะใช้ข้อมูลรายวันของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์อังกฤษและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกา ราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกา และราคาหุ้นตลาดนิวยอร์กอเมริกา ตั้งแต่วันที่ 20 เมษายน ปี ค.ศ. 2011 – 30 กันยายน 2018 เพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์อังกฤษและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกา (GBP/USD) ด้วยวิธี SARIMAX ซึ่งเป็นวิธีการพยากรณ์ข้อมูลชนิดอนุกรมเวลา (Time Series) ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายและมีหลายงานวิจัยที่ใช้วิธี SARIMAX เนื่องจากมีความแม่นยำสูง ค่าความผิดพลาดน้อยเมื่อเทียบกับวิธีอื่นๆ เลือกใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD เนื่องจากประเทศอังกฤษและประเทศ

สหรัฐอเมริกามีความสัมพันธ์ทางการทูตที่ดีต่อกัน เช่น ในกรณีสงครามอิรักที่เริ่มในปี พ.ศ. 2546 ประเทศอเมริกาได้รับความร่วมมือช่วยเหลือในการโจมตีประเทศอิรักจากประเทศสหราชอาณาจักร นำโดยอังกฤษ โดยไม่มีกลุ่มประเทศสหภาพยุโรปเข้าร่วมด้วย แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างประเทศที่มีเสถียรภาพ ดังนั้นปัจจัยการเมืองที่จะสร้างความผันผวนผลต่อการพยากรณ์ค่าเงิน GBP/USD จึงมีน้อยหากเทียบกับสกุลเงินอื่นๆ

3.1.2 ทำความสะอาดข้อมูล Data Cleansing

เนื่องจากข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์อังกฤษและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) ราคาทองคำตลาดสหรัฐ (XAU/USD) เก็บไว้แหล่งเดียวกันที่ https://www.exness.com ซึ่งมีการเก็บข้อมูลในรูปแบบเดียวกัน แต่ราคาหุ้นตลาดนิวยอร์ก (NYSE) เก็บไว้ที่ https://finance.yahoo.com/ ซึ่งมีการเก็บข้อมูลแตกต่างกันและในข้อมูล NYSE ในบางวันไม่ได้เก็บข้อมูลไว้ซึ่งอาจจะมีสาเหตุบางจากเกิดเหตุการณ์ผิดปกติทางการเมืองที่ไม่สามารถเปิดทำการตลาดหุ้นได้ ข้อมูลทั้ง 2 ชุด จึงมีจำนวนไม่เท่ากันจึงต้องทำการกำจัดข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ Missing Value ในชุดข้อมูล NYSE เพื่อให้มีข้อมูลที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลอื่นๆ เพื่อไปทำแบบจำลอง SARIMAX ซึ่งในงานวิจัยกระบวนการกำจัด Missing Value [34] ได้เสนอการกำจัดข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ออกก่อนนำข้อมูลไปพยากรณ์หลายวิธี เช่น แท่นค่าข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ด้วยค่าเฉลี่ย (Mean) แท่นค่าข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ด้วยการซุ่ม (Random) แท่นค่าข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ด้วยข้อมูลล่าสุดที่มี (Replace) และลบข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ออก (Remove) ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้การลบข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ออกเพราะมีความรวดเร็วและประหยัดค่าใช้จ่ายมากกว่า เหมาะสำหรับการเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองมากกว่า 2 แบบขึ้นไป เพื่อคัดเลือกแบบจำลองที่ให้ค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดไปใช้งาน

ตารางที่ 3-4 เปรียบเทียบ Missing Value ชุดข้อมูล GBP/USD

ชุดข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน GBP/USD						
Date	Time	Open	High	Low	Close	Volume
2011.04.20	0:00	1.63213	1.64252	1.63075	1.63914	0
2011.04.21	0:00	1.63914	1.65987	1.63855	1.6511	0
2011.04.22	0:00	1.65119	1.65681	1.65009	1.65016	0
2011.04.24	0:00	1.65049	1.65391	1.65049	1.65197	0
2011.04.25	0:00	1.65179	1.65513	1.64664	1.64998	0

ตารางที่ 3-5 เปรียบเทียบ Missing Value ชุดข้อมูล NYSE

ชุดข้อมูลราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก NYSE						
Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
4/19/2011	8277.11	8332.53	8277.08	8332.03	8332.03	3886300000
4/20/2011	8332.03	8472.02	8332.03	8457.65	8457.65	4236280000
4/21/2011	8277.11	8504.36	8277.11	8504.36	8504.36	3587240000
4/25/2011	8504.36	8505.95	8459.72	8485.25	8485.25	2142130000

จากตารางที่ 3-4 และตารางที่ 3-5 พบว่าชุดข้อมูลที่จะนำมาทำแบบจำลอง ARIMAX มีความแตกต่างกันของข้อมูลทำให้เกิดปัญหาข้อมูลขาดหาย (Missing Value) จึงต้องทำการแก้ปัญหา ซึ่งงานวิจัยนี้ใช้การลบทิ้งข้อมูลขาดหายเป็นวิธีที่เหมาะสำหรับการเปรียบเทียบแบบจำลองตั้งแต่ 2 แบบขึ้นไปประหยัดค่าใช้จ่ายและรวดเร็วมากที่สุด เพื่อให้ข้อมูลที่นำมาแทนที่อยู่ในเกณฑ์ที่เป็นค่าแนวโน้ม (Long Term Trends) จากการเปรียบเทียบชุดข้อมูลทั้งหมดพบว่า ข้อมูลของราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) มีข้อมูลที่ขาดหายหรือ Missing Value ทั้งหมด 444 ข้อมูล จากทั้งหมด 2,327 ข้อมูล ซึ่งข้อมูลที่ขาดหายสวนใหญ่กว่า 90 เปอร์เซ็นต์จะอยู่ในช่วงแรกของการเก็บข้อมูลเนื่องเทคโนโลยีในการเก็บข้อมูลยังไม่ได้รับการพัฒนาเทียบเท่ากับช่วงปัจจุบัน

3.1.3 ลดข้อมูล (Data Reduction)

ชุดข้อมูลที่ได้รวบรวมมาไม่มีปัญหาเรื่องการรวมกันของข้อมูล (Data Integration) และข้อมูลเก็บอยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้ได้เลยไม่ต้องผ่านวิธีการแปลงข้อมูล (Data Transformation) แต่ในชุดข้อมูลเหล่านี้ยังมีแอททริบิวต์หรือข้อมูลที่ไม่จำเป็นที่ต้องใช้ในการทำแบบจำลอง ARIMAX งานวิจัยนี้จะสนใจเฉพาะการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) ในแบบรายวัน ณ เวลาปิดเท่านั้น จึงได้ทำการลดชุดข้อมูล (Data Reduction) ซึ่งในชุดข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD และ ราคาทองคำ XAUUSD จะลบแอททริบิวต์ Time, Open High, Low และ Volume ส่วนในชุดข้อมูลราคาตลาดหุ้น NYSE จะลบแอททริบิวต์ Open, High, Low, Adj Close และ Volume แต่ละชุดข้อมูลจะเหลือ 2 แอททริบิวต์ ดังนี้

ตารางที่ 3-6 ชุดข้อมูลราคาตลาดหุ้น NYSE

date	close
2011.04.20	8457.65
2011.04.21	8504.36
2011.04.22	8481.01
2011.04.24	8481.01
2011.04.25	8485.25
2011.04.26	8554.99
2011.04.27	8609.28
2011.04.28	8639.73
2011.04.29	8671.41
2011.05.01	8640.14

ตารางที่ 3-6 ชุดข้อมูลราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก NYSE ที่ผ่านการทำ Data Reduction ต้องผ่านการทำ Data Cleansing เพื่อแก้ปัญหาข้อมูลไม่สมบูรณ์หรือ Missing Value จึงจะได้ข้อมูลที่มีความเหมาะสมกับอีก 2 ชุดข้อมูลคือ อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD และ ข้อมูลราคาทองคำสหรัฐ (XAU/USD) จึงจะทำให้ประสิทธิภาพในการทำแบบจำลอง ARIMAX มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

ตารางที่ 3-7 ชุดข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD

date	close
2011.04.20	1.63914
2011.04.21	1.6511
2011.04.22	1.65016
2011.04.24	1.65197
2011.04.25	1.64998
2011.04.26	1.65145
2011.04.27	1.66277
2011.04.28	1.66457
2011.04.29	1.67042
2011.05.01	1.66905

ตารางที่ 3-8 ชุดข้อมูลราคาทองคำตลาดสหรัฐ (ต่อออนซ์)

date	close
2011.04.20	1501.287
2011.04.21	1504.116
2011.04.22	1506.929
2011.04.24	1511.591
2011.04.25	1506.366
2011.04.26	1507.08
2011.04.27	1528.901
2011.04.28	1536.533
2011.04.29	1562.532
2011.05.01	1556.232

ชุดข้อมูลตารางที่ 3-7 และตารางที่ 3-8 ผ่านการทำ Data Reduction เพื่อลบข้อมูลที่ไม่ให้ความสำคัญในการนำไปใช้ประกอบการพยากรณ์ข้อมูลสำหรับงานวิจัยนี้จะเหลือข้อมูล ณ ตลาดปิดทำการของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ ราคาทองคำต่อดอลลาร์สหรัฐ และราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก สำหรับในกรณีที่ข้อมูลไม่ครบถ้วนอันเกิดจากการสูญหายหรือเวลาเปิดทำการของแต่ตลาดไม่ตรงกัน เช่น ในบางวันที่ตลาดฟอเร็กซ์เปิดทำการแต่ตลาดหุ้นนิวยอร์กปิดทำการ จะทำให้ชุดข้อมูลวันนั้นไม่มีราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก งานวิจัยนี้จะทำการลบข้อมูล ณ วันที่ข้อมูลไม่ครบออกซึ่งจะเหลือข้อมูลที่ครบถ้วนเท่านั้นที่ใช้สำหรับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ

3.1.4 ตัวแปรภายนอก (Exogenous Variable)

งานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลตัวแปรภายนอกเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ โดยได้เลือกใช้ข้อมูลที่เป็นตัวแปรภายนอกดังนี้

1) ราคาทองคำตลาดอเมริกา (XAU/USD) ทองคำเป็นสินทรัพย์ที่มีความมั่นชนิดหนึ่งมาตั้งแต่ในอดีตนอกจาก แร่เงิน โลหะมีค่า หรือเกลือ ทองคำถูกใช้ถูกใช้เป็นของมีค่าในการแลกเปลี่ยนในอดีต เช่น การซื้อม้า ซื้อวัว จะใช้ทองคำนำไปแลก แต่พบว่ามักจะเกิดปัญหาในการใช้งานเนื่องจากหากทองคำที่ถือไว้นั้นมีราคาสูงมากกว่าสิ่งที่จะแลก เช่น หากต้องการแลกม้าที่มีมูลค่าเพียงครึ่งหนึ่งของเหรียญทองจะต้องทำการแบ่งเหรียญทองคำออกครึ่งหนึ่งเพื่อใช้แลก ทำให้พบปัญหาความยุ่งยากในการใช้งาน จึงเริ่มมีการใช้สกุลเงินซึ่งเป็นเหรียญตราหรือธนบัตรเพื่อใช้เป็นตัวแทนทองคำเหล่านั้น ผู้ที่จะผลิตธนบัตรออกมาได้จะต้องมีทองคำเป็นสินทรัพย์ค้ำประกันโดยธนบัตรเหล่านั้นจะสามารถ

นำมาแลกเป็นทองคำคืนไปได้ ในศตวรรษที่ 19 จักรวรรดิอังกฤษได้นำระบบมาตรฐานทองคำ (Gold Standard) มาผูกกับค่าเงินปอนด์ของตน ทำให้ประเทศอังกฤษมีเศรษฐกิจที่ใหญ่ขึ้นเพราะเป็นประเทศมหาอำนาจและทำให้การซื้อขายแลกเปลี่ยนทำได้ง่ายขึ้น ก่อนที่สกุลเงินปอนด์จะเริ่มได้รับความนิยมน้อยหลังหลังจากการเกิดใหม่ของประเทศมหาอำนาจอย่างสหรัฐอเมริกาในช่วงหลังสงครามโลกครั้งที่ 1

เมื่อระยะเวลาผ่านไประบบจนถึงปัจจุบันทำให้มีการพัฒนาระบบอัตราแลกเปลี่ยนไปเรื่อยๆ ประเทศส่วนใหญ่เริ่มถือเงินสกุลหลักของโลกเพื่อเป็นทุนสำรองระหว่างประเทศ แต่เกือบทุกประเทศก็ยังมีทองคำเป็นทุนสำรองระหว่างประเทศเช่นกัน ซึ่งประเทศจีนเป็นประเทศที่มีทองคำเป็นทุนสำรองระหว่างประเทศมากถึง 100 ล้านล้านบาท นับว่าทองคำเป็นสินทรัพย์ที่มีความมั่นคงมากกว่าการถือครองสกุลเงินหลักของโลกเสียอีก

งานวิจัยของ Sindhu [6] ได้ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อราคาทองคำโดยนำ 4 ปัจจัยมาศึกษา ประกอบด้วย ดอลลาร์สหรัฐ (US Dollar) ราคาน้ำมันดิบ (Crude oil Price) อัตราดอกเบี้ยธุรกรรมซื้อคืนพันบัตรระยะเวลา 1 วัน (Repo Rates) และอัตราเงินเฟ้อ (Inflation Rates) โดยนำข้อมูลระยะเวลา 5 ปี เริ่มตั้งแต่เดือนพฤศจิกายน 2549 ถึง เดือนธันวาคม 2554 มาวิเคราะห์ด้วยการถดถอย (Analyzed Regression) เพื่อหาสมมติฐาน 4 ข้อดังนี้

สมมติฐานราคาทองคำไม่ได้ขึ้นอยู่กับอัตราแลกเปลี่ยนเงินดอลลาร์
สมมติฐานราคาทองคำไม่ได้ขึ้นอยู่กับราคาน้ำมันดิบ
สมมติฐานอัตราค่าซื้อคืนส่งผลกระทบต่อราคาทองคำ
สมมติฐานอัตราเงินเฟ้อไม่ส่งผลกระทบต่อราคาทองคำ

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าราคาทองคำมีความสัมพันธ์แบบผกผันกับค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ กล่าวคือหากราคาทองคำปรับตัวสูงขึ้นมีโอกาสทางสถิติที่จะคาดการณ์ได้ว่าค่าเงินดอลลาร์สหรัฐจะอ่อนค่าลง และหากราคาทองคำปรับตัวต่ำลงมีโอกาสทางสถิติที่จะคาดการณ์ได้ว่าค่าเงินดอลลาร์สหรัฐจะแข็งค่าขึ้น

จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับปัจจัยที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าเงิน ซึ่งมีปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อค่าเงินมากที่สุดและได้รับความนิยมนำมาเป็นตัวแปรในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินดอลลาร์ต่อค่าเงินสกุลต่างๆ คือ ราคาทองคำ และ ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก

ราคาทองคำตลาดอเมริกา XAU/USD โดยงานวิจัยของ Sindhu [6] ศึกษางานวิจัยให้ผลการทดลองพบว่าราคาทองคำมีความสัมพันธ์แบบผกผันกับค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ จึงได้ใช้ราคาทองคำมาเป็นปัจจัยภายนอกในกาพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ

2) ราคาตลาดหลักทรัพย์ (Stock Exchange) ตลาดหุ้นเป็นแหล่งลงทุนอย่างหนึ่งสำหรับบุคคลทั่วไปและบริษัทเงินทุนต่างๆ ความสัมพันธ์ระหว่างตลาดหุ้นกับค่าเงินของแต่ละประเทศจะมีความสัมพันธ์กันในทางสถิติ สำหรับในประเทศไทยมีงานวิจัยโดย I-ChunTsai [7] ศึกษาผลกระทบของอัตราแลกเปลี่ยนที่มีต่อดัชนีหุ้นไทย โดยใช้ข้อมูลช่วงเดือนมกราคม 2546 ถึงสิ้นเดือนมิถุนายน

2556 ด้วยวิธีการวิเคราะห์ถดถอยควอไทล์ (Quantile Regression) พบว่าอัตราแลกเปลี่ยนดอลลาร์สหรัฐต่อค่าเงินบาท และยูโรต่อดอลลาร์สหรัฐมีผลต่อดัชนีหุ้นไทยโดยทางสถิติ เมื่อค่าเงินบาทอ่อนค่าลงจะทำให้ดัชนีตลาดหุ้นไทยปรับลดลง อันเป็นผลจากเงินลงทุนจากต่างประเทศไหลออกจากตลาดหุ้นไทย และเมื่อค่าเงินบาทแข็งค่าขึ้นจะทำให้ดัชนีตลาดหุ้นไทยปรับตัวสูงขึ้น อันเป็นผลมาจากเงินลงทุนจากต่างประเทศไหลเข้ามาในตลาดหุ้นไทย งานวิจัยนี้จึงได้นำข้อมูลดัชนีตลาดหุ้นนิวยอร์กประเทศสหรัฐอเมริกา (NYSE) มาเป็นตัวแปรภายนอกเพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนของค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกาต่อค่าเงินปอนด์อังกฤษ

ประเทศสหรัฐอเมริกาเป็นประเทศที่มีเศรษฐกิจใหญ่เป็นอันดับหนึ่งของโลก ด้วยขนาดเศรษฐกิจที่ใหญ่โตและรัฐบาลส่งเสริมด้านการเงิน ทำให้มีตลาดหุ้นมากมายในสหรัฐอเมริกาซึ่งโดยทั่วไปแล้วคนส่วนใหญ่จะรู้จักตลาดหุ้นในอเมริกา ดังนี้

ตลาดหลักทรัพย์นิวยอร์ก (New York Stock Exchange : NYSE) หรือมีอีกชื่อหนึ่งคือตลาดหุ้นวอลล์สตรีท เนื่องจากสำนักงานมีที่ตั้งอยู่มุมถนนวอลล์สตรีท เป็นตลาดหุ้นแห่งแรกในอเมริกาและยังเป็นตลาดหุ้นที่มีขนาดใหญ่ที่สุดในโลก ก่อตั้งเมื่อปี ค.ศ. 1792 มีอายุเก่าแก่มากกว่า 200 ปี เป็นตลาดหุ้นที่บริษัทใหญ่ๆ มักจะเข้ามาจนทะเบียนเพราะตามสถิติแล้วบริษัทที่จดทะเบียนในตลาดหุ้นนิวยอร์กจะสามารถขายหุ้นเพื่อครั้งแรกเพื่อหาแหล่งเงินทุน (Initial Public Offering, IPO) ได้ดีกว่าตลาดหุ้น NASDAQ บริษัทที่สามารถจดทะเบียนในตลาดหุ้นนิวยอร์กได้จะมีคุณสมบัติสูงกว่าบริษัทที่จดทะเบียนในตลาดหุ้น NASDAQ เช่น จำนวนผู้ถือหุ้น จำนวนหุ้นที่ซื้อขายในแต่ละเดือน มูลล่าตลาดของบริษัท รายได้ เป็นต้น

ตลาดหลักทรัพย์แนสแดค (National Association of Securities Dealer Automation Quotations : NASDAQ) เป็นตลาดหุ้นแห่งที่สองของอเมริกา และเป็นตลาดหุ้นแรกที่ซื้อขายด้วยระบบอิเล็กทรอนิกส์ทำให้ตลาดหุ้น NASDAQ เป็นตลาดหุ้นที่ได้รับความนิยมในการซื้อขายแลกเปลี่ยน และบริษัทที่จดทะเบียนในตลาดหุ้น NASDAQ ยังมีจำนวนมากกว่าตลาดหุ้นนิวยอร์ก เนื่องจากหลักเกณฑ์ไม่สูงเหมือนตลาดหุ้นนิวยอร์ก บริษัทที่ก่อตั้งใหม่จึงเลือกที่จะจดทะเบียนที่ตลาดหุ้น NASDAQ ก่อนและเมื่อผ่านเกณฑ์ตลาดหุ้นนิวยอร์กแล้วก็จะย้ายไปจดทะเบียนที่ตลาดหุ้นนิวยอร์ก แต่ก็มีมีบริษัทใหญ่ๆจำนวนมากที่ไม่ได้ย้ายไปตลาดหุ้นนิวยอร์ก เช่น Apple Ebay Google Amazon Microsoft และ Facebook เป็นต้น ถึงแม้จะมีบริษัทใหญ่ด้านเทคโนโลยีอยู่ในตลาดหุ้น NASDAQ แต่โดยภาพรวมแล้วขนาดตลาดหุ้น NASDAQ ก็ยังมีมูลค่าน้อยกว่าตลาดหุ้นนิวยอร์กเกือบเท่าตัว

ตลาดหลักทรัพย์อเมริกันเอ็กซ์เพรส American Stock Exchange (AMEX) เป็นตลาดหุ้นที่ใหญ่เป็นลำดับสามในประเทศสหรัฐอเมริกา แต่ก็ยังมีมูลค่าโดยรวมน้อยกว่าตลาดหุ้น NASDAQ เกือบครึ่งหนึ่ง การซื้อขายหุ้นจะกระทำด้วยวาจา ในทางกลับกันตลาด NASDAQ จะทำด้วยระบบอิเล็กทรอนิกส์อย่างสมบูรณ์

จากการศึกษางานวิจัยของ I-ChunTsai[7] ที่กล่าวมาในข้างต้นงานวิจัยนี้ได้เลือกข้อมูลตลาดหลักทรัพย์นิวยอร์ก (NYSE) เป็นตัวแปรภายนอกร่วมกับราคาทองคำตลาดอเมริกา (XAU/USD) เพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินดอลลาร์ต่อปอนด์

3.1.5 การเตรียมข้อมูลตัวแปรภายนอก

ตัวแปรภายนอก คือ ชุดข้อมูลที่เป็นปัจจัยภายนอกแต่มีผลกระทบถึงค่าตัวแปรที่นำมาพยากรณ์ ในงานวิจัยของ บุญกอง ทะกลโยธิน และ ยุพาภรณ์ อารีพงษ์ [25] ได้นำเสนองานวิจัยการพยากรณ์ราคาหุ้นโดยใช้วิธี ARIMA และ ARIMAX ซึ่งข้อมูลที่เป็นตัวแปรภายนอกที่นำมาใช้เป็นตัวแปรภายนอก คืออัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินบาทต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐมีผลต่อราคาตลาดหุ้นในประเทศไทย ข้อมูลตัวแปรภายนอกที่นำมาใช้จะเป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2559 รวมทั้งสิ้น 60 ข้อมูล

ในงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลรายวันของราคาทองคำตลาดอเมริกา (XAU/USD) และ ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) เป็นชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์ราคาอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ โดยใช้แนวทางของ Sindhu [6] ที่ศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับปัจจัยที่มีผลต่อราคาทองคำและได้ผลการทดลองว่าราคาทองคำมีความสัมพันธ์แบบผกผันกับค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ และงานวิจัยของ I-ChunTsai [7] ซึ่งได้ศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับผลกระทบของอัตราแลกเปลี่ยนที่มีต่อดัชนีหุ้นไทย พบว่าความผันผวนของค่าเงินบาทมีผลต่อราคาตลาดหุ้นไทย เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีมากถึง 2,555 ข้อมูล ทำให้มีการกระจายตัวของข้อมูลมากเช่นกันเพราะราคาทองคำตลาดอเมริกากับราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กมีความผันผวนมากในระยะเวลา 8 ปี ที่ได้รวบรวมข้อมูล จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าข้อมูลตัวแปรภายนอกที่นำมาใช้ในแบบจำลอง ARIMAX จะเป็นข้อมูลที่มีการกระจายแบบปกติ (Normal Distribution) งานวิจัยนี้จึงทดสอบลักษณะชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 ชุดข้อมูล เพื่อให้ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกมีความถี่ของข้อมูลน้อยลงและมีการกระจายตัวแบบปกติ นำมาทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลเชิงปริมาณตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์ข้อมูลดังนี้

1) ชุดข้อมูลเชิงปริมาณตัวแปรภายนอก ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกที่เก็บรวบรวมข้อมูลจากแหล่งข้อมูลโดยไม่ผ่านกระบวนการใดๆ ซึ่งข้อมูลจะมีความถี่กว้างมาก มีตัวอย่างชุดข้อมูลดังนี้

ตารางที่ 3-9 ชุดข้อมูลดิบตัวแปรภายนอก

Date	GBPUSD	NYSE	XAU/USD
4/20/2011	1.63914	8457.650391	1501.287
4/21/2011	1.6511	8504.360352	1504.116
4/22/2011	1.65016	8504.360352	1506.929
4/24/2011	1.65197	8504.360352	1511.591
4/25/2011	1.64998	8485.25	1506.366
4/26/2011	1.65145	8554.990234	1507.08
4/27/2011	1.66277	8609.280273	1528.901
4/28/2011	1.66457	8639.730469	1536.533
4/29/2011	1.67042	8671.410156	1562.532

2) ชุดข้อมูลแบบช่วงตัวแปรภายนอก ข้อมูลชุดนี้จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ช่วง โดยจัดจากค่าสูงสุด (MAX) และค่าต่ำสุด (MIN) เพื่อให้ชุดข้อมูลมีความถี่และการกระจายตัวลดลง เพื่อใช้เปรียบเทียบกับชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกแบบอื่น มีการแบ่งช่วงของชุดข้อมูลดังนี้

ตารางที่ 3-10 ช่วงชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกตลาดหุ้นนิวยอร์กที่ถูกแบ่ง

ลำดับช่วง	ช่วงข้อมูล	กลุ่มที่กำหนด
1	<=7213.77468	7213.77468
2	7213.77469 - 7856.09917	7856.099165
3	7856.09918 - 8498.42365	8498.42365
4	8498.42366 - 9140.74814	9140.748135
5	9140.74815 - 9783.07262	9783.07262
6	9783.07263 - 10425.39711	10425.39711
7	10425.39712 - 11067.72159	11067.72159
8	11067.72160 - 11710.04608	11710.04608
9	11710.04609 - 12352.37056	12352.37056
10	12352.37057 - 12994.69505	12994.69505

ตารางที่ 3-11 ช่วงชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกราคาทองคำที่ถูกแบ่ง

ลำดับช่วง	ช่วงข้อมูล	กลุ่มที่กำหนด
1	<= 1130.498	1130.498
2	1130.499 - 1208.122	1208.122
3	1208.123 - 1285.746	1285.746
4	1285.747 - 1363.37	1363.37
5	1363.38 - 1440.994	1440.994
6	1440.995 - 1518.617	1518.617
7	1518.618 - 1596.241	1596.241
8	1596.242 - 1673.865	1673.865
9	1673.866 - 1751.489	1751.489
10	1751.490 - 1829.1135	1829.113

จากตารางที่ 3-10 และตารางที่ 3-11 แสดงการแบ่งชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกออกเป็น 10 ช่วง ทำให้เกิดการกระจายความถี่ของข้อมูลน้อยลง เมื่อแบ่งชุดข้อมูลแล้วจะได้ตัวอย่างข้อมูลที่นำเข้าแบบจำลอง ดังนี้

ตารางที่ 3-12 ชุดข้อมูลช่วงตัวแปรภายนอก

Date	GBPUSD	NYSE	XAU/USD
4/20/2011	1.63914	8498.424	1518.617
4/21/2011	1.6511	9140.748	1518.617
4/22/2011	1.65016	9140.748	1518.617
4/24/2011	1.65197	9140.748	1518.617
4/25/2011	1.64998	8498.424	1518.617
4/26/2011	1.65145	9140.748	1518.617
4/27/2011	1.66277	9140.748	1596.241
4/28/2011	1.66457	9140.748	1596.241
4/29/2011	1.67042	9140.748	1596.241

3) ชุดข้อมูลแบบเชิงคุณภาพตัวแปรภายนอก งานวิจัยของนิพนธ์ วงศ์จินดา [35] ได้ศึกษาเรื่องการเติบโตทางเศรษฐกิจและการพัฒนาอสังหาริมทรัพย์ส่วนภูมิภาคของไทยกรณีศึกษา: ภาคใต้ จังหวัดภูเก็ตและสงขลา โดยใช้ตัวแปรภายนอกที่เป็นข้อมูลปฐมภูมิ (Primary Data) โดยการสอบถามผู้ประกอบการและเจ้าหน้าที่ภาครัฐในพื้นที่ ซึ่งได้ข้อมูลเป็นลักษณะข้อมูลเชิงคุณภาพว่ามีผลหรือไม่มีผลต่อการพัฒนาอสังหาริมทรัพย์ซึ่งจะมีค่าเป็น 0 และ 1 มาเป็นข้อมูลตัวแปรภายนอกเพื่อใช้

ในแบบจำลอง งานวิจัยนี้จึงได้นำความผันผวนของราคาทองคำและความผันผวนของราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กมาเป็นตัวแปรภายนอกโดยมีข้อมูลดังนี้

ตารางที่ 3-13 ข้อมูลเชิงคุณภาพตัวแปรภายนอก

ข้อมูลความผันผวนของราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก	ข้อมูลเชิงคุณภาพที่กำหนด
ราคาเพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า	1
ราคาลดลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า	-1
ราคาคงที่เมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า	0

จากตารางที่ 3-13 แสดงข้อข้อมูลเชิงคุณภาพ (Qualitative Data) แทนค่า 1 เมื่อราคามีการปรับเพิ่มขึ้นจากวันก่อนหน้า แทนค่า -1 เมื่อราคาลดลงเมื่อเทียบกับวันก่อนหน้า และแทนค่า 0 เมื่อราคาคงที่ เมื่อแทนค่าแล้วจะได้ตัวอย่างข้อมูล ดังนี้

ตารางที่ 3-14 ชุดข้อมูลเชิงคุณภาพตัวแปรภายนอก

Date	GBPUSD	NYSE	XAUUSD
4/20/2011	1.63914	0	0
4/21/2011	1.6511	1	1
4/22/2011	1.65016	0	1
4/24/2011	1.65197	0	1
4/25/2011	1.64998	-1	-1
4/26/2011	1.65145	1	1
4/27/2011	1.66277	1	1

ตารางที่ 3-9 ตารางที่ 3-12 และตารางที่ 3-14 แสดงชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกทั้งหมด 3 ประเภท คือ ชุดข้อมูลเชิงปริมาณ ชุดข้อมูลเชิงปริมาณแบบช่วงและชุดข้อมูลแบบเชิงคุณภาพ ใช้เปรียบเทียบกันเพื่อหาชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกที่เหมาะสมและให้ผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐที่ใกล้เคียงมากที่สุด

3.1.6 ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย (Data Preprocessing)

งานวิจัยนี้ได้ใช้ชุดข้อมูลที่มีแหล่งที่มา 2 แหล่งข้อมูล ซึ่งแหล่งข้อมูลที่นำมาใช้จะประกอบไปด้วย ชุดข้อมูลย้อนหลังของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกา (GBP/USD) ความผันผวนของราคาทองคำหน่วยออนซ์ต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกา (XAU/USD) ซึ่งเป็นข้อมูลจากผู้

ให้บริการโบรกเกอร์ Exness ส่วนชุดข้อมูลความผันผวนของดัชนีตลาดหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) เป็นข้อมูลของบริษัท Yahoo สามารถเก็บชุดข้อมูลเหล่านี้ได้จากเว็บไซต์ผู้ให้บริการได้โดยไม่เสียค่าบริการ

ชุดข้อมูลเพื่อใช้สำหรับการทดลองในงานวิจัยนี้รวบรวมมาจากหลายแหล่งที่มา จึงต้องมีกระบวนการที่เหมาะสมเพื่อให้ข้อมูลสามารถนำไปทำการลดลองสำหรับงานวิจัยนี้ด้วยวิธี SARIMAX ปัญหาที่พบในชุดข้อมูลที่นำมาทดลองคือเกิดการสูญหายของข้อมูล Missing Value เนื่องจากเป็นการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน GBP/USD แบบรายวัน มีการใช้จุดข้อมูลของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD ความฝันผันของราคาทองคำต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ XAU/USD และความผันผวนของตลาดหุ้นนิวยอร์ก เป็นระยะเวลามากถึง 8 ปี ทำให้มีบางชุดข้อมูลที่เก็บข้อมูลได้ไม่ครบ ในงานวิจัยนี้ใช้กระบวนการเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมสำหรับทดลอง :โดยการใช้วิธีลบข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ [30, 34] ออกจากชุดข้อมูลที่ใช้ทดลอง ซึ่งมีงานวิจัยที่แสดงให้เห็นว่าการแก้ปัญหาการสูญหายของข้อมูลที่ใช้ทดลองในงานวิจัยด้วยวิธีลบข้อมูลเป็นการแก้ปัญหาด้วยวิธีที่ไม่ซับซ้อนเหมาะสำหรับการทดลองที่ต้องการเปรียบเทียบแบบจำลอง 2 แบบจำลองขึ้นไป และทำให้ผลการทดลองไม่มีความโน้มเอียงไปในทางที่คาดหวังเนื่องจากแก้ปัญหาข้อมูลโดยการแทนที่ข้อมูล เพื่อให้ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองมีผลการทดลองที่ดีขึ้น

1) ชุดข้อมูลตัวแปรในการพยากรณ์ ในงานวิจัยนี้จะใช้อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) ที่เป็นราคาปิดของช่วงเวลานั้น (Close) นำเข้าตัวแบบ SARIMAX เพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ โดยจะตัดข้อมูลในส่วนที่ไม่ได้ใช้ออกไป คือ ราคาเปิดตลาดของช่วงเวลานั้น (Open) ราคาสูงสุดของช่วงเวลานั้น (High) ราคาต่ำสุดของช่วงเวลานั้น (Low) ราคาปิดที่ทำการปรับราคาก่อนวันที่ตลาดเปิดในวันถัดไป (Adj Close) และปริมาณการซื้อขายในช่วงเวลานั้น (Volume) โดยงานวิจัยนี้จะพยากรณ์ราคาปิดรายวัน (Close) ของค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐเท่านั้น ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์จะมีทั้งหมด 2395 ข้อมูล

ตารางที่ 3-15 ชุดข้อมูลบางส่วนของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกา

Date	Close
2011.04.20	1.63914
2011.04.21	1.6511
2011.04.22	1.65016
2011.04.24	1.65197
2011.04.25	1.64998
2011.04.26	1.65145
2011.04.27	1.66277
2011.04.28	1.66457

จากตารางที่ 3-15 แสดงข้อมูลที่ของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐรายวัน เป็นข้อมูลที่จะนำไปใช้ในตัวแบบ SARIMAX เพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐล่วงหน้า 30 และ 10 วัน

2) ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก ตัวแปรภายนอกที่ใช้เพื่อเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์นี้มี 2 ตัวแปร คือ ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก โดยราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกาเป็นปัจจัยที่มีผลต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ มีความสัมพันธ์แบบผกผันกับค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ [6] และราคาตลาดหุ้นซึ่งมีงานวิจัยที่ได้ศึกษาความผันผวนของค่าเงินต่อราคาตลาดหุ้น [7] เมื่อข้อมูลตัวแปรภายนอกมาแล้ว ได้ทำการเปรียบเทียบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 แบบ คือ ชุดข้อมูลแบบเชิงปริมาณ ชุดข้อมูลแบบช่วง และชุดข้อมูลเชิงคุณภาพ พบว่าชุดข้อมูลเชิงคุณภาพให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยที่สุด งานวิจัยนี้จึงใช้ตัวแปรภายนอกที่เป็นชุดข้อมูลเชิงคุณภาพความผันผวนของราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก ซึ่งมีค่าในกรณีที่ราคาตลาดปรับขึ้นค่าเป็น 1 ราคาตลาดปรับลงค่าเป็น -1 และราคาตลาดไม่มีการเปลี่ยนแปลงมีค่าเป็น 0

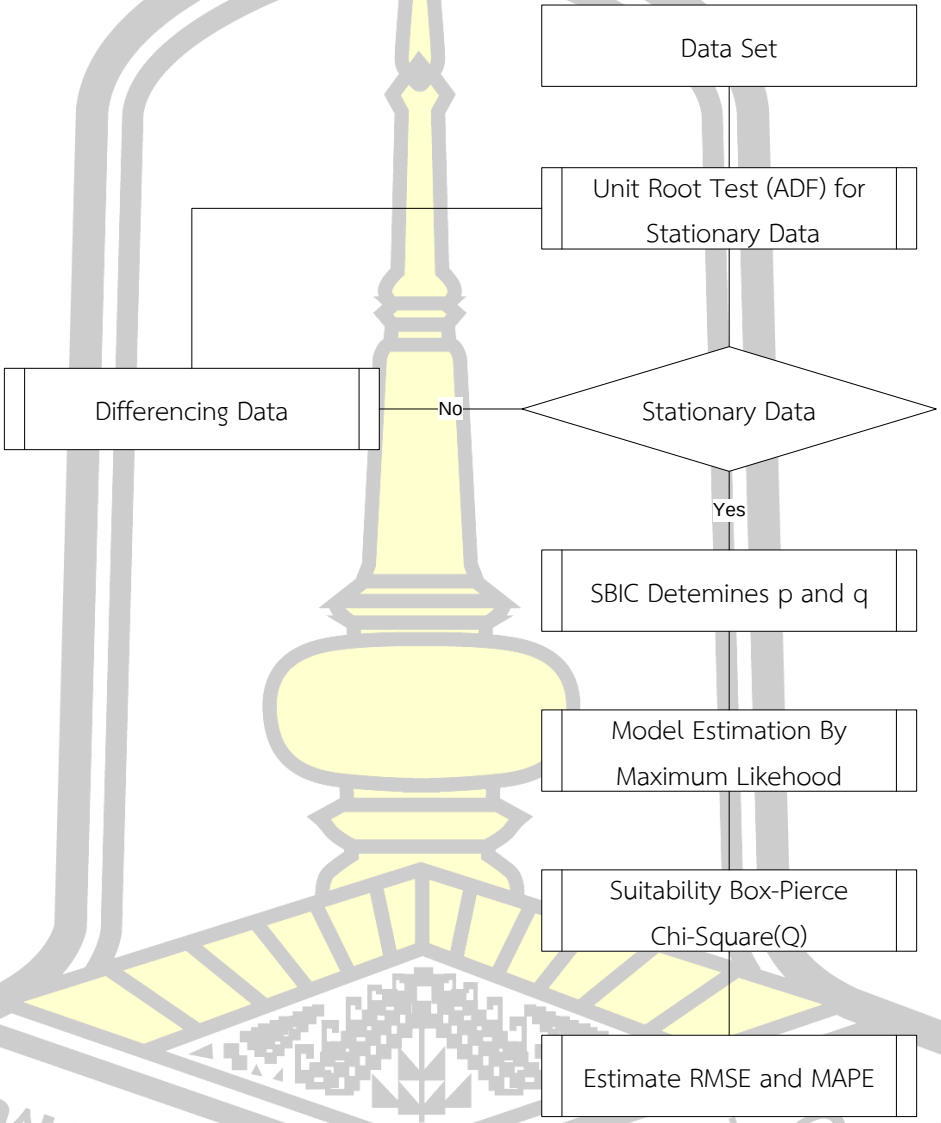
ตารางที่ 3-16 ชุดข้อมูลบางส่วนที่ใช้ในการทดลอง

Date	GBP/USD	NYSE	XAU/USD
4/20/2011	1.63914	0	0
4/21/2011	1.6511	1	1
4/22/2011	1.65016	0	1
4/24/2011	1.65197	0	1
4/25/2011	1.64998	-1	-1
4/26/2011	1.65145	1	1
4/27/2011	1.66277	1	1
4/28/2011	1.66457	1	1
4/29/2011'	1.67042	-1	-1
5/01/2011'	1.66905	0	1
5/02/2011'	1.66564	1	1
5/03/2011'	1.64929	1	-1

จากตารางที่ 3-16 แสดงให้เห็นถึงชุดข้อมูลบางส่วนที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลตั้งแต่เดือนกันยายน ปี ค.ศ. 2011 ถึง เดือน มิถุนายน 2019 เป็นข้อมูลแบบรายวันเพื่อใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์อังกฤษต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกา GBP/USD

3.2 แบบจำลอง SARIMAX

ชุดข้อมูลที่รวบรวมมาเมื่อทำการประมวลผลข้อมูล (Data Processing) ดังที่กล่าวไปในหัวข้อที่ผ่านมาชุดข้อมูลนั้นจะเป็นชุดข้อมูล Time Series ที่เหมาะสมในการนำเข้าแบบจำลอง SARIMAX แล้ว โดยสามารถอธิบายกระบวนการทำแบบจำลอง SARIMAX ได้ดังภาพต่อไปนี้



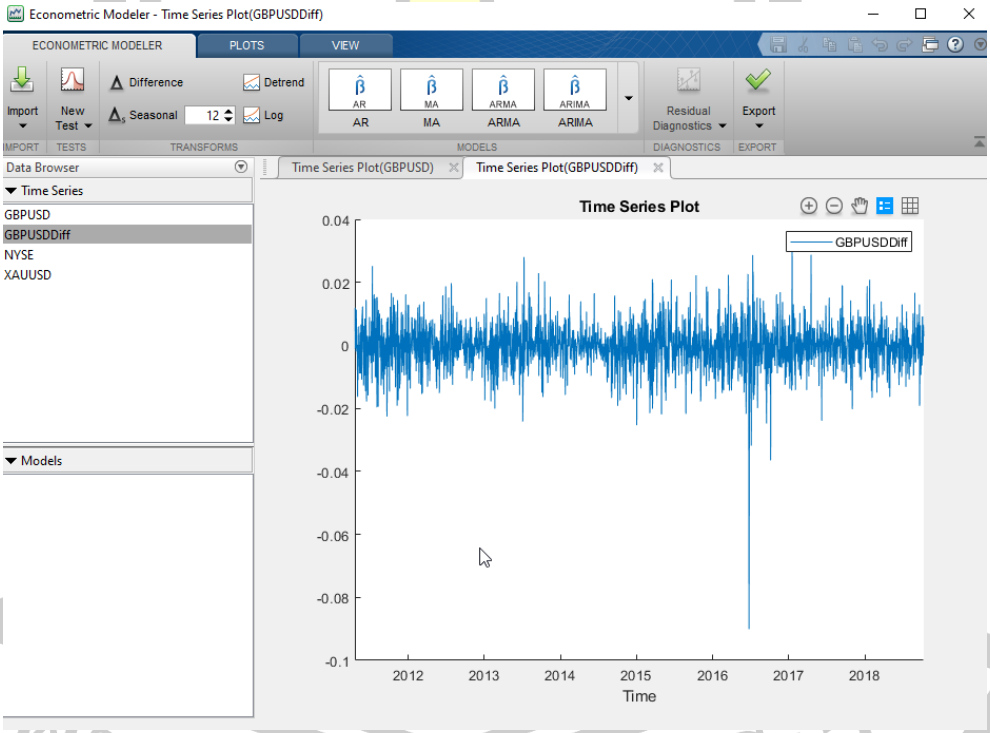
ภาพที่ 3-1 อธิบายกระบวนการทำแบบจำลอง SARIMAX

ในการทำแบบจำลอง SARIMAX มีพื้นฐานเดียวกันกับแบบจำลอง ARIMA SARIMA และ ARIMAX มีขั้นตอกระบวนการที่สามารถแบ่งออกได้ตาม ภาพที่ 3-1 เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพของการทำแบบจำลอง ARIMAX มากที่สุดจะต้องทำการ Unit Root Test ด้วยวิธี ADF เพื่อทำให้ข้อมูลเป็น Stationary Data และใช้เทคนิค SBIC เป็นดัชนีเพื่อกำหนดค่า p และ q ที่เหมาะสม หลังจากนั้นทำการประมานค่าพารามิเตอร์ให้กับแบบจำลองด้วยวิธี Maximum Likelihood และใช้ค่าสถิติ Box –

Pierce Chi –Square (Q) เพื่อทำการตรวจสอบว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลหรือไม่ เมื่อแบบจำลองมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลแล้วก็จะทำการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน GBP/USD และประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยวิธี RMSE, MAE and MAPE

3.2.1 การทดสอบ Unit Root Test

เป็นการทดสอบชุดข้อมูลนั้นเพื่อตรวจสอบลักษณะความนิ่งของข้อมูล (Stationary) หรือมีลักษณะไม่นิ่ง (Non Stationary) การทดสอบ Unit Root Test เพื่อหลีกเลี่ยงข้อมูลที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าความแปรปรวน (Variances) ที่ไม่คงที่ในแต่ละช่วงเวลาที่แตกต่างกัน โดยใช้วิธีการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) ทำการทดสอบว่าข้อมูลดังกล่าวมีความนิ่ง Stationary ของข้อมูลแล้ว โดยมีสมการพื้นฐาน 3 สมการตามที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2



ภาพที่ 3-2 การทำ Differencing Data ใน Matlab

จากภาพที่ 3-2 แสดงการทำ Differencing Data ในกรณีที่ข้อมูลไม่เป็น Non Stationary โดยสามารถทำได้อย่างสะดวกรวดเร็วบนโปรแกรม Matlab เพื่อให้ข้อมูลเป็น Non Stationary แล้วจะนำข้อมูลเหล่านี้ไปสร้างแบบจำลอง SARIMAX ต่อไป

ตารางที่ 3-17 ค่า ADF ที่ได้จากการทำ Unit Root Test

Augmented Dickey-Fuller	
p-value	0.2632

จากตารางที่ 3-17 ค่า ADF ที่ได้จากการทำ Unit Root Test มีค่า p-value < 0.5 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่ง Non Stationary

3.2.2 Schwaz Bayesian Information Criteria (SBIC)

SBIC เป็นการเปรียบเทียบผลของการประมาณค่าแบบจำลอง ARIMA(p,d,q) และ ARIMAX(p,d,q) ในระดับ (Order) ต่างๆ หากค่า SBIC ยิ่งต่ำเท่าไหร่แบบจำลองก็จะใกล้เคียงค่าที่แท้จริงมากเท่านั้น มีสมการดังนี้

SBIC(M) = -2(maximized loglikelihood under M) + logN(จำนวน parameters ใน M)

โดยที่

N คือ ขนาดตัวอย่าง

M คือ แบบจำลอง

จากผลการทดลองในงานวิจัยนี้ได้ค่า SBIC คือ -1.7543e+04 เป็นการประเมินแบบจำลองที่มีค่าต่ำเหมาะสมกับการณ์นำแบบจำลองนี้ไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล

3.2.3 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

เป็นวิธีการประเมินค่า Parameters ใน Probabilistic Function ซึ่งมีหลายวิธี เช่น Maximum Likelihood, Maximum aPosteriori และ Bayesian Approach ในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการ Maximum Likelihood ซึ่งเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในการประมาณค่า Parameters เกี่ยวกับงานวิจัยที่ใช้ในการพยากรณ์ (Forecasting) ข้อมูล

สมการ Likelihood Function มีสูตรดังนี้

$$L(0 \mid X) = \prod_{n=1}^{N} (X_i \mid 0) = p(x_1 \mid 0) \times p(x_2 \mid 0) x \ldots \times p(x_N \mid 0) \quad (3.1)$$

ในกรณีของชุดข้อมูล X ใช้ฟังก์ชัน Likelihood มีวิธีการคำนวณคือ

$$L(0 \mid X) = \prod_{n=1}^{N} (x_i \mid 0) = p(x_1 \mid 0) \times p(x_2 \mid 0) \times \ldots \times p(x_N \mid 0) \quad (3.2)$$

เมื่อ N คือจำนวนข้อมูลที่มีใน X

โปรแกรม Matlab สามารถกำหนดวิธีการประมาณค่า Maximum Likelihood โดยคำสั่งดังต่อไปนี้

```
finaldataTs = readtable('D:\master\data\final_data-close.csv');
PredictAhead = 30;
startTrain = 1;
finaldataTs = table2timetable(finaldataTs);

%[h,pValue,stat,cValue,reg] = adftest(finaldataTs.GBPUSD);
[h,pValue,stat,cValue,reg] = adftest(finaldataTs.GBPUSD, 'model','TS','lags',0:2); %adftest(Y,'model','TS','lags',0:2)

reg.coeff
pValue
h
reg.BIC

mle(finaldataTs.GBPUSD) %maximumlikelihood

[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(finaldataTs.GBPUSD,'Lags',[5,10,20]) %box chi
```

ภาพที่ 3-3 การใช้ Maximum Likelihood ใน Matlab

ภาพที่ 3-3 เป็นตัวอย่างการใช้คำสั่งประมาณค่าพารามิเตอร์ในโปรแกรม Matlab ซึ่งสามารถใช้งานได้ง่ายและยังสามารถกำหนดประเภทของการกระจายตัวของข้อมูลได้ด้วย

3.2.4 Suitability Box-Pierce chi-square

เป็นการตรวจสอบรูปแบบที่สร้างขึ้นเหมาะสมกับอนุกรมเวลาหรือไม่ ถ้าไม่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาจะกำหนดรูปแบบใหม่ ซึ่งใช้วิธีตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบภายใต้สมมติฐาน $H_0 : p_1(e_t) = \ldots = p_k(e_t) = 0$ โดย ใช้ตัวทอสอบสถิติ Box-Pierce chi-square(Q) เพื่อตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t คือ $e_t, t = 1,2,\ldots,n$ มีความเป็นอิสระต่อกันหรือไม่ โดยเปรียบเทียบกับผลรวมของค่าสหสัมพันธ์ของ et ณ เวลาต่างๆ

สมการทดสอบสถิติ Box-Pierce chi-square

$$Q = (n-d)\sum r_j^2(e_t) \tag{3.3}$$

n = จำนวนค่าสังเกตในอนุกรมเวลา

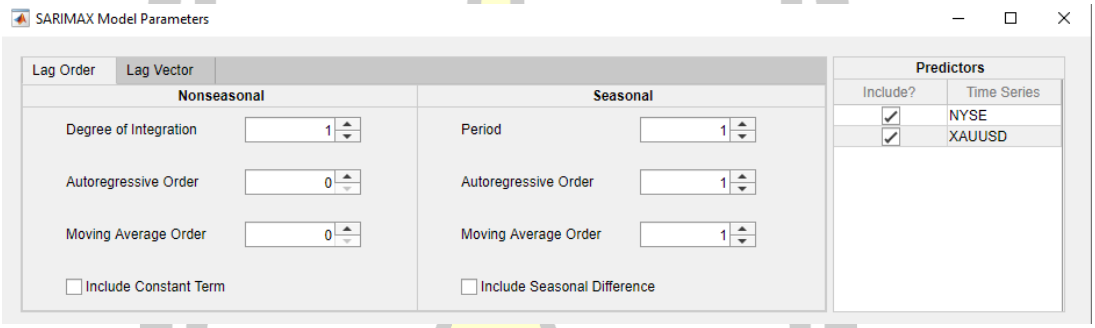
d = อันดับผลต่างของอนุกรมเวลาที่ทำให้อนุกรมเวลาเป็น Stationary

$r_j^2(e_t)$ = ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนที่อยู่ห่างกัน j ช่วงเวลา

นอกจากการใช้ค่าสถิติ Box-Pierce Chi-square ในการทดสอบแล้ว ในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในบทที่ 2 นิยมใช้การกำหนดค่าพารามิเตอร์ p d และ q เพื่อมาเปรียบเทียบผลการทดลองเพื่อเลือกกำหนดค่าพารามิเตอร์เหล่านี้อีกด้วย

3.2.5 กำหนดค่าตัวแปรในแบบจำลอง SARIMAX

ขั้นตอนนี้จะเปรียบเทียบตัวแปรในแต่ละผลการทดลองและจะเลือกใช้ค่าตัวแปรที่เหมาะสมที่สุดในแบบจำลอง งานวิจัยของ Chen Yongsheng และ Tjandra Stevanus [26] ที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 ได้ทำการเปรียบเทียบตัวแปรในแบบจำลอง SARIMAX จำนวน 3 ชุดตัวแปรเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลการทดลองและเลือกใช้ชุดตัวแปรที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด งานวิจัยนี้จึงได้แนวคิดในการเปรียบเทียบตัวแปร 3 ชุดเช่นกัน โดยตัวแปรที่สำคัญที่ทำให้ผลการทดลองให้ค่าความผิดพลาดน้อยลงที่ทดสอบด้วยโปรแกรม Matlab โดยทดสอบชุดตัวแปร (p,d,q)(P,D,Q)S ตามตารางที่ 3-18



ภาพที่ 3-4 การกำหนดตัวแปร (p,d,q)(P,D,Q)S ใน Matlab

ภาพที่ 3-4 แสดงตัวอย่างการกำหนดค่าตัวแปร (p,d,q)(P,D,Q)S ในโปรแกรม Matlab ที่ได้เลือกใช้เป็นเครื่องมือในการสร้างแบบจำลอง จากการทำวิจัยพบว่าตัวแปร S ที่เป็น Seasonality จะมีผลต่อความแม่นยำของการพยากรณ์

ตารางที่ 3-18 ชุดตัวแปรทดสอบ

ชุดตัวแปร	ค่า (p,d,q)(P,D,Q)S	RMSE
1	(0,0,1)(20,1,1)(20)	0.0214
2	(0,1,1)(20,1,1)(20)	0.6138
3	(1,1,1)(20,1,1)(20)	0.6212
4	(3,1,1)(20,1,1)(20)	0.6183
5	(0,0,1)(5,1,1)(5)	0.0957
6	(0,1,1)(5,1,1)(5)	1.5433
7	(1,1,1)(5,1,1)(5)	2.1935
8	(3,1,1)(5,1,1)(5)	1.5064
9	(1,1,0)(1,1,0)(7)	0.7698

จากตารางที่ 3-18 แสดงการค่า RMSE การพยากรณ์เริ่มวันที่ 7 กันยายน 2018 ของตัวแปรทดสอบค่าต่างๆ ชุดตัวแปรที่ 1 ถึง 8 เป็นการเปรียบเทียบตัวแปรในค่าที่ใกล้เคียงกันส่วนชุดข้อมูลตัวแปรที่ 9 เป็นค่าพารามิเตอร์ที่งานวิจัยของ Etuk [36] ที่ได้ทำการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินยูโรต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (EUR/USD) พารามิเตอร์ที่ดีที่สุด คือ (1,1,0)(1,1,0)(7)

เมื่อเปรียบเทียบค่าพารามิเตอร์ (p,d,q)(P,D,Q)S พบว่าชุดตัวแปรที่ 1 ได้ค่า (p,d,q)(P,D,Q)S เท่ากับ (0,0,1)(20,1,1)(20) ได้ค่า RMSE ที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด ส่วนการแสดงผลการทดลองช่วงเวลาที่แตกต่างกันจะกล่าวถึงในบทที่ 4 ต่อไป

3.2.6 ประเมินแบบจำลอง SARIMAX Estimation

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง SARIMAX จะใช้ค่า RMSE และ MAPE ที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 เพื่อหาค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์โดยจะทำการเปรียบเทียบข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน และ 10 วัน ดังนี้

1) ประเมินประสิทธิภาพการทดสอบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก ทำการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ระหว่างตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ ตัวแปรภายนอกแบบช่วง และตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ เปรียบเทียบกันแล้วเลือกชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

2) ประเมินประสิทธิภาพการทดสอบตัวแปร Seasonality เปรียบเทียบค่าตัวแปรเชิงฤดูการโดยมีทั้งรายสัปดาห์ รายสองสัปดาห์ และรายเดือน เพื่อหาค่าตัวแปรเชิงฤดูกาลที่มีความเหมาะสมให้ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์น้อยที่สุด

3) ประเมินประสิทธิภาพการทดสอบความเหมาะสมของตัวแปรภายนอก โดยการเปรียบเทียบตัวแปรภายนอกระหว่างการใช้ราคาทองคำเป็นตัวแปรภายนอกเพียงอย่างเดียว การใช้ราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอกเพียงอย่างเดียว และการใช้ทั้งราคาทองคำและราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอกทั้งสองตัวแปร เปรียบเทียบกันและเลือกชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

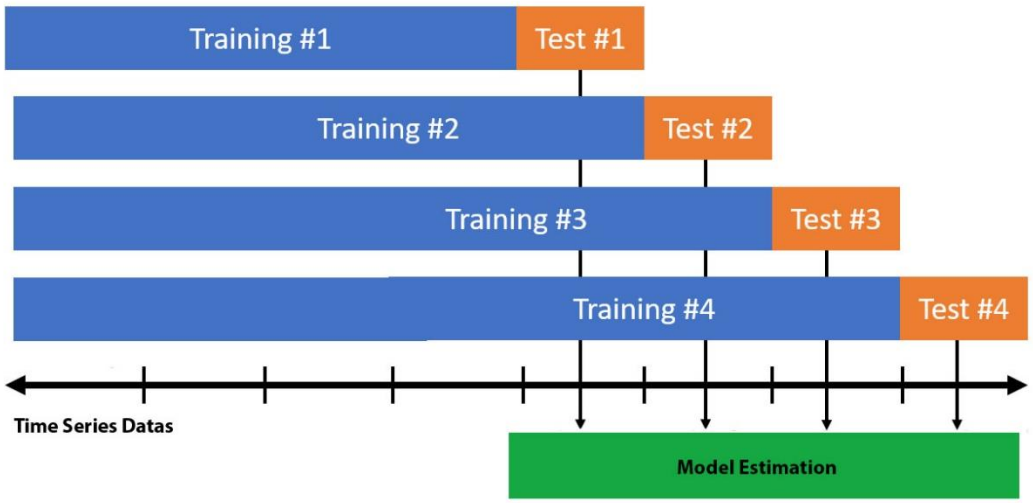
3.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในการทำเหมืองข้อมูลเพื่อพยากรณ์ค่าต่างๆ ล่วงหน้า งานวิจัยของผุสดี บุญรอด และ กรวัฒน์ พลเยี่ยม [37] ได้นำเสนอการพยากรณ์ราคามันสำปะหลังโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเปรียบเทียบกับแบบจำลองเคเนียเรสเนเบอร์และแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอย โดยมีข้อมูลนำเข้าคือราคามันสำปะหลัง พื้นที่รับซื้อ ปริมาณเปอร์เซ็นต์แป้งในหัวมัน ราคารับซื้อหัวมัน ราคาเฉลี่ยของหัวมันแบบคละรวม และราคาเฉลี่ยที่ปริมาณเปอร์เซ็นต์แป้งเฉลี่ย ให้ผลการทดลองออกมาพบว่าแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นให้ค่า MAPE น้อย

ที่สุดเท่ากับ 3.96 ส่วนแบบจำลองที่มีความความผิดพลาดมากที่สุดคือการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นมีค่า MAPE เท่ากับ 11.10

3.3.1 ชุดข้อมูล Training Set และ Test Set

การแบ่งชุดข้อมูล Training Set และ Test Set ผุสดี บุญรอด และกรวัฒน์ พลเยี่ยม [37] ได้แบ่งชุดข้อมูลฝึกฝน (Training Set) เป็นร้อยละ 80 และอีกร้อยละ 20 เป็นชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) เพื่อใช้ทดสอบประสิทธิภาพแบบของแบบจำลองการพยากรณ์ราคามันสำปะหลังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ในงานวิจัยด้านการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมอื่นๆ มีการแบ่งชุดข้อมูลที่แตกต่างกันไปตามความเหมาะสมของแต่ละข้อมูลที่นำมาพยากรณ์ งานวิจัยนี้จะใช้การแบ่งชุดข้อมูลมากกว่า 1 ชุด เพื่อใช้ทดสอบและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในช่วงเวลาที่แตกต่างกันออกไป

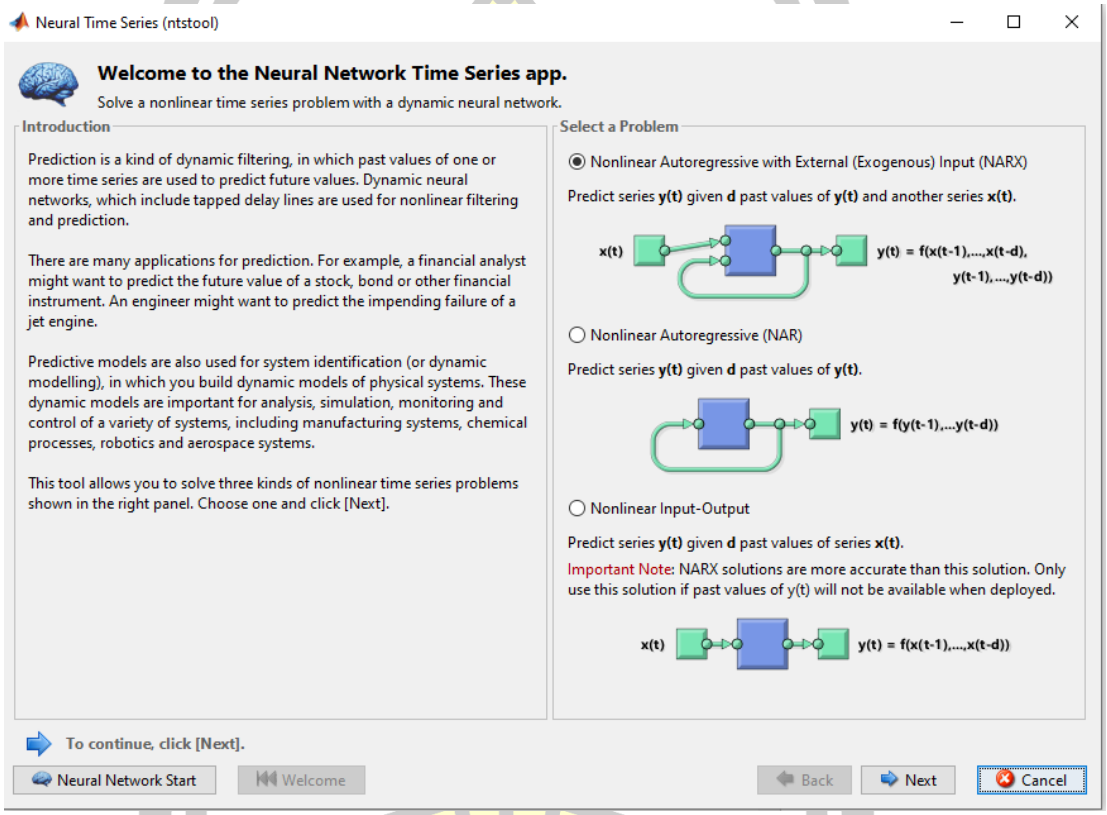


ภาพที่ 3-5 การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้และทดสอบ

ภาพที่ 3-5 แสดงเทคนิคการแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายๆ ช่วงเพื่อใช้สำหรับทดสอบการพยากรณ์ของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ชุดข้อมูลแบบอนุกรมเวลา (Time Series) งานวิจัยนี้จะเลือกการทดสอบของข้อมูลช่วงเวลาที่แตกต่างกันออกไปเพื่อแสดงให้เห็นว่าไม่เกิดความเอนเอียงของผลการทดลองโดยเลือกช่วงเวลาที่ผลการทดลองมีประสิทธิภาพมากที่สุดออกมานำเสนอ และชุดข้อมูลเหล่านี้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง SARIMAX ในส่วนผลการทดลองของแต่ละชุดข้อมูลจะกล่าวไว้ในบทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปรายต่อไป

3.3.2 สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

โปรแกรม Matlab เป็นซอฟต์แวร์ที่ใช้สร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้ง่ายที่สุดโปรแกรมหนึ่ง สามารถสร้างโดยใช้เครื่องมือที่เป็น WYSIWYG (What You See Is What You Get) มีความสะดวกใช้งานง่ายเป็นอีกหนึ่งซอฟต์แวร์ที่นักวิจัยหลายทั่วโลกเลือกใช้งาน นอกจากนั้นแล้วความถูกต้องของโปรแกรมและการคำนวณต่างๆ ก็มีความถูกต้องจึงเป็นซอฟต์แวร์ด้านนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ได้รับความนิยมจากผู้ใช้งานทั่วโลก

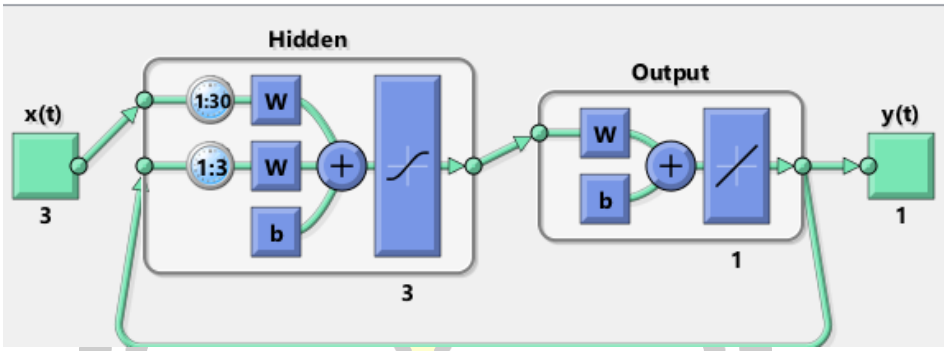


ภาพที่ 3-6 วิธีสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมใน Matlab

ภาพที่ 3-6 แสดงวิธีการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม Matlab ด้วยความที่โปรแกรมใช้งานง่าย มีความรวดเร็ว มีความถูกต้อง จึงทำให้ได้รับความนิยมอย่างรวดเร็วในงานด้านการประมวลผลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์

3.3.3 กำหนดค่าตัวแปรในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเรียบร้อยแล้วจะต้องมีการกำหนดตัวแปรต่างๆ ให้กับแบบจำลอง เช่น จำนวน Node จำนวน Hidden Layer จำนวนรอบการเรียนรู้ ตัวแปรตาม ตัวแปรภายนอก รอบการเรียนรู้ (Epoch Train) Leaning Rate เป็นต้น เมื่อได้ทำการกำหนดค่าต่างๆ แล้วจะนำมาเปรียบเทียบผลการทดลองเพื่อเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแบบจำลอง



ภาพที่ 3-7 กำหนดค่าพารามิเตอร์ให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การกำหนดค่าตัวแปรต่างๆให้เหมาะสมกับการพยากรณ์โดยใช้โปรแกรม Matlab เป็นเครื่องมือในการวิจัยจะต้องมีการเปรียบเทียบตัวแปรต่างๆ ว่าตัวแปรที่ได้คัดเลือกนั้นมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด ในขั้นตอนนี้จึงได้เปรียบเทียบค่าตัวแปรต่างๆ ที่จำเป็นในการพยากรณ์ประกอบด้วย จำนวนชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) จำนวนโหนด (Node) ในชั้นแอบแฝง จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epoch Train) และค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ซึ่งได้เปรียบเทียบแต่ละค่าและเลือกค่าที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดดังนี้

ตารางที่ 3-19 กำหนดค่าตัวแปรในแบบจำลอง

Hidden Layer	Node	Learning Rate	Epoch Train	RMSE
1	1	0.025	1000	0.0119
3	1	0.025	1000	0.0090
5	1	0.025	1000	0.0126
1	3	0.050	1000	0.0134
3	3	0.050	1000	0.0082
5	3	0.050	1000	0.0165
1	5	0.075	1000	0.0151
3	5	0.075	1000	0.0120
5	5	0.075	1000	0.0136

จากตารางที่ 3-19 ทำการเปรียบเทียบค่าตัวแปรต่างๆ ที่จำเป็นในแบบทดลองผลการทดลองพบว่าค่าที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ คือ ชั้นแอบแฝง = 3 จำนวนโหนด = 3 ค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.50 ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดคือ 0.0080 ซึ่งการเปรียบเทียบในช่วงเวลาอื่นๆจะกล่าวไว้ในบทที่ 4 สำหรับค่า Epoch Train ในการทดลองนี้ใช้โปรแกรม Matlab กำหนดไว้ที่ 1000 รอบการเรียนรู้แต่ในการเรียนรู้จริงจะอยู่ที่ประมาณ 400 – 500 รอบการเรียนรู้โปรแกรมก็จะหยุดทำงาน

เนื่องจากผลลัพธ์ไม่เปลี่ยนแปลง จึงสามารถกำหนดค่ารอบการเรียนรู้ไว้ที่ 1000 รอบโดยไม่มีผลต่อความเร็วในการทำงานด้วยชุดข้อมูลนำเข้านี้

3.3.4 ประเมินแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ANN Estimation

การประเมินแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้วิธีเดียวกันกับแบบจำลอง SARIMAX คือใช้ค่า RMSE และ ค่า MAPE เพื่อหาค่าความผิดพลาดของผลการพยากรณ์ โดยจะเปรียบเทียบตัวแปรต่างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมล่วงหน้า 30 วัน และ 10 วันดังนี้

1) ประเมินประสิทธิภาพการ ทดสอบตัวแปร Hidden Layer และ Epoch Train ด้วยการปรับค่าจำนวน Hidden Layer เป็นค่า 1 3 5 จนถึงค่าที่ผลการทดลองมีค่าความผิดพลาดมากขึ้นกว่าเดิม และปรับค่ารอบการเรียนรู้ Epoch Train ให้ได้ค่าที่เหมาะสมโดยคำนึงถึงผลของค่าความผิดพลาดที่น้อยลงเป็นสำคัญ

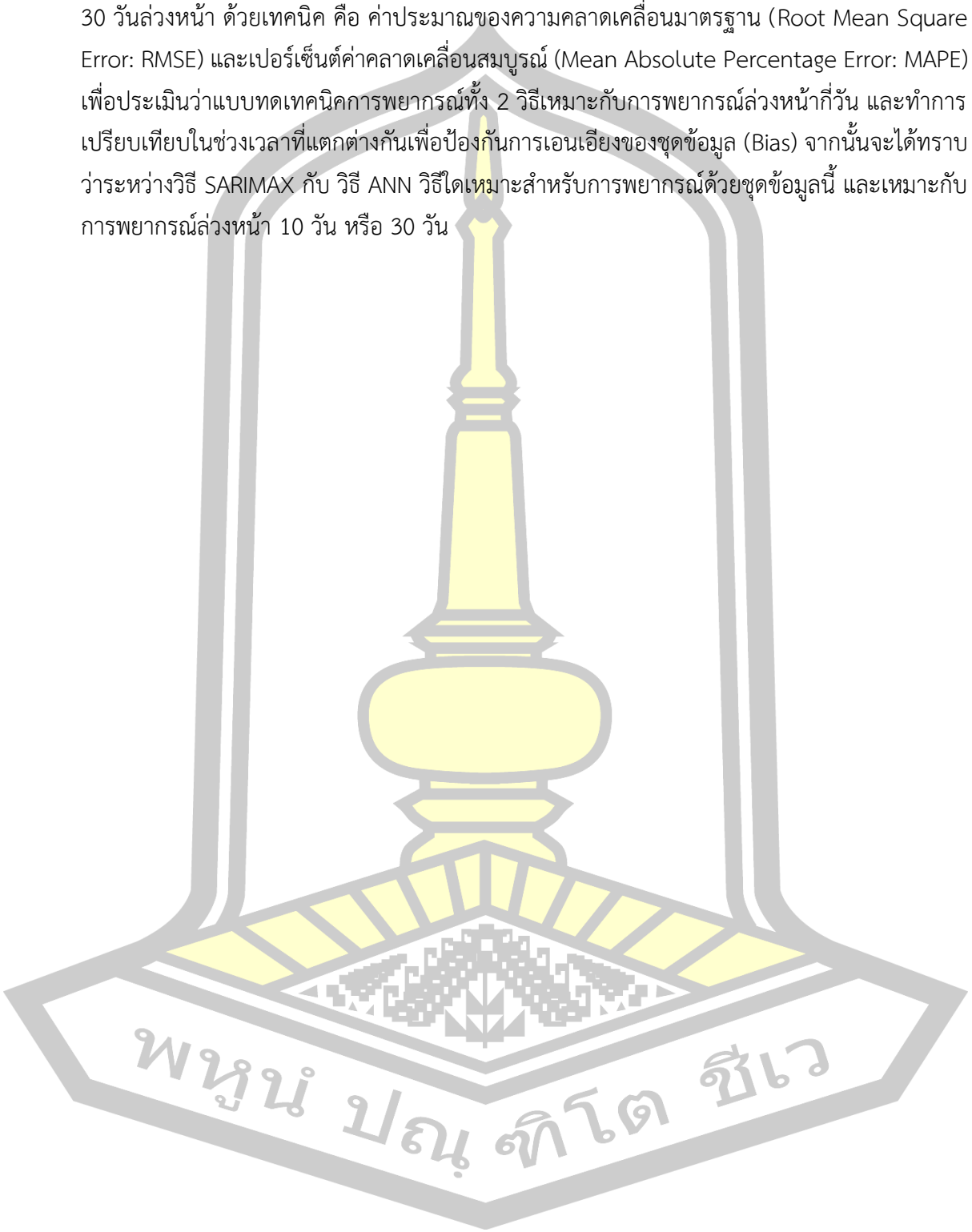
2) ประเมินประสิทธิภาพชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก ทำการทดสอบหาค่าความผิดพลาดของตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ ตัวแปรภายนอกแบบช่วง และตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพเช่นเดียวกันกับวิธี SARIMAX เพื่อหาชุดข้อมูลที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดไปใช้งาน

3) ประเมินประสิทธิภาพการทดสอบความเหมาะสมของตัวแปรภายนอก เปรียบเทียบระหว่างการใช้ราคาทองคำเพียงอย่างเดียว การใช้ราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์กเพียงอย่างเดียว และการใช้ทั้งราคาทองคำและราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอกทั้งสองตัวแปร เพื่อหาชุดข้อมูลที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดไปใช้กับแบบจำลอง ANN วิธีนี้ใช้ทดสอบกับแบบจำลอง SARIMAX เช่นกัน

3.4 ประเมินประสิทธิภาพการทดลอง

การประเมินประสิทธิภาพผลการทดลองของแบบจำลองทั้งสอบแบบจะใช้วิธีเปรียบเทียบค่า RMSE และ MAPE ซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในการเปรียบเทียบผลการทดลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน งานวิจัยของ Saima และคณะ [38] ได้ศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนและตลาดหุ้นโดยใช้แบบจำลอง ARIMA Type-2 Fuzzy ก็ได้เลือกใช้การประเมินประสิทธิภาพด้วยค่า RMSE และ MAE ส่วนงานวิจัยของ Ramli และคณะ [39] ได้ศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนด้วยการจดจำรูปแบบของกราฟเพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน GBP/USD ใช้การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย RMSE และ MAE เช่นกัน ส่วนงานวิจัยของ Hansun และ Kristanda [40] ศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน EUR/USD AUD/USD และ GBP/USD โดยใช้ค่าเฉลี่ยอย่างง่าย (Simple Moving Average) และค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weighted Moving Average) ใช้ค่า MSE และ MAPE ในการประเมินประสิทธิภาพผลการทดลอง

การเปรียบเทียบผลการทดลองจึงได้เลือกการเปรียบเทียบผลการทดลองในระยะ 10 และ 30 วันล่วงหน้า ด้วยเทคนิค คือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Root Mean Square Error: RMSE) และเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เพื่อประเมินว่าแบบทดเทคนิคการพยากรณ์ทั้ง 2 วิธีเหมาะกับการพยากรณ์ล่วงหน้ากี่วัน และทำการเปรียบเทียบในช่วงเวลาที่แตกต่างกันเพื่อป้องกันการเอนเอียงของชุดข้อมูล (Bias) จากนั้นจะได้ทราบว่าระหว่างวิธี SARIMAX กับ วิธี ANN วิธีใดเหมาะสำหรับการพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลนี้ และเหมาะกับการพยากรณ์ล่วงหน้า 10 วัน หรือ 30 วัน



บทที่ 4
ผลการวิจัยและการอภิปราย

ในบทนี้จะกล่าวถึงชุดข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย และการประเมินประสิทธิภาพของกระบวนพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐอเมริกา GBP/USD โดยแสดงรายละเอียดออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย และส่วนการประเมินประสิทธิภาพและการวิจารณ์ผลที่ได้

4.1 ประเมินประสิทธิภาพและการวิจารณ์ผลที่ได้ด้วยแบบจำลอง SARIMAX

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง SARIMAX จะเปรียบเทียบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกประเภทต่างๆ ค่าตัวแปรเชิงฤดูกาล ความสำคัญของการใช้ตัวแปรภายนอกกับผลการพยากรณ์ โดยสามารถแยกผลการทดลอบได้ดังนี้

4.1.1 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมแบบจำลอง SARIMAX

จากแบบประเมิน 2 วิธีที่กล่าวไว้ในบทที่ 2 นำมาทดสอบในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน GBP/USD ในระยะเวลา 30 วันโดยใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 4 พฤศจิกายน ปี ค.ศ. 2011 ถึง 30 กันยายน ปี ค.ศ. 2018 เพื่อพยากรณ์ค่าเงินปอนด์อังกฤษและค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยวิธี SARIMAX โดยเพิ่มตัวแปรภายนอก 2 ตัว คือ ราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) และ ราคาปิดตลาดทองคำสหรัฐ เปรียบเทียบผมลการทดลองชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 ชุด คือ ชุดข้อมูลเชิงปริมาณ ชุดข้อมูลเชิงปริมาณแบบช่วง ชุดข้อมูลแบบเชิงคุณภาพ ได้ผลออกมาดังนี้

ตารางที่ 4-1 ผลการประเมินแบบจำลองใช้ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ

จำนวนวันพยากรณ์ล่วงหน้า	RMSE	MAPE
30 วัน	22.1766	1.5937
10 วัน	15.4522	1.1751

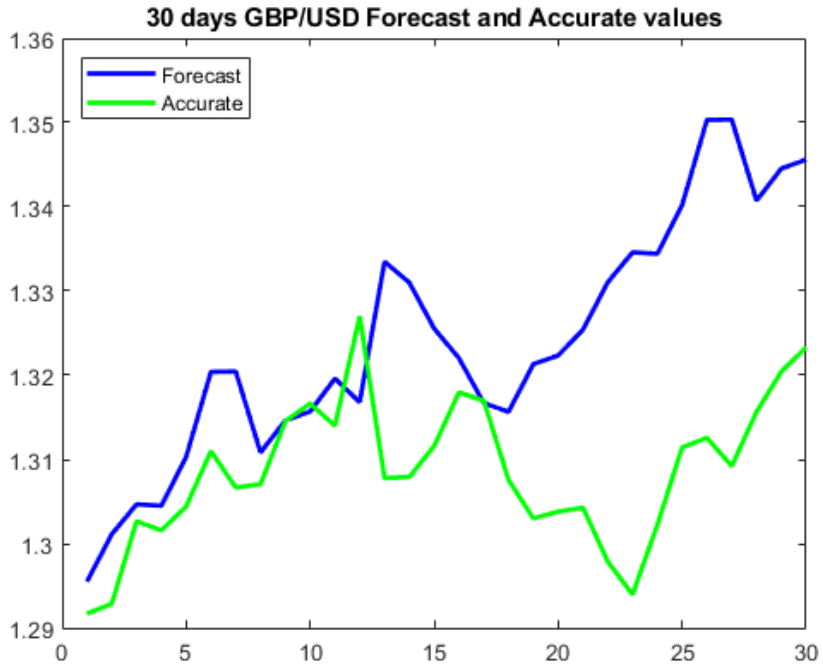
ตารางที่ 4-2 ผลการประเมินแบบจำลองใช้ตัวแปรภายนอกแบบช่วง

จำนวนวันพยากรณ์ล่วงหน้า	RMSE	MAPE
30 วัน	21.7962	1.5675
10 วัน	15.2921	1.1631

ตารางที่ 4-3 ผลการประเมินแบบจำลองใช้ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ

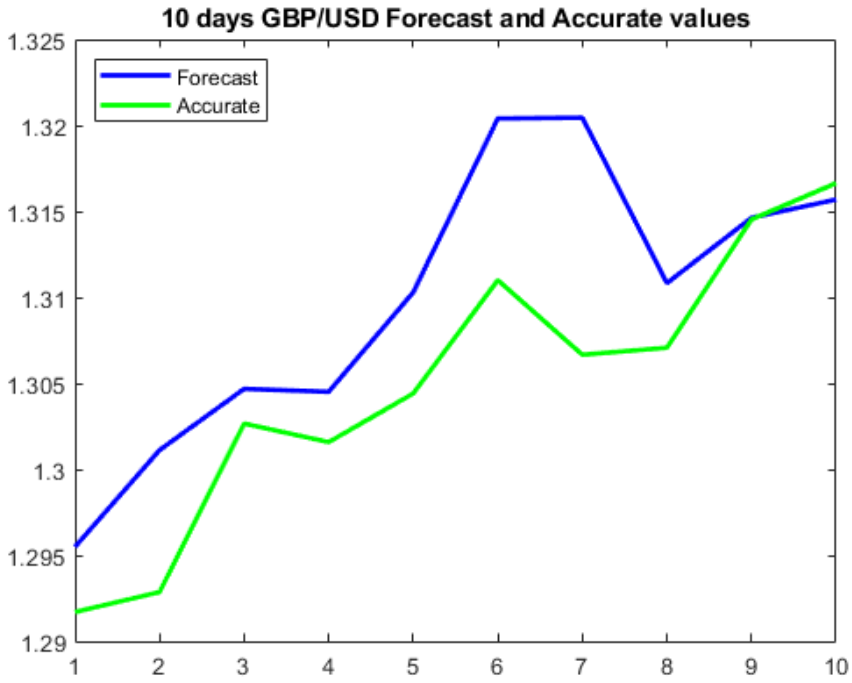
จำนวนวันพยากรณ์ล่วงหน้า	RMSE	MAPE
30 วัน	0.0205	1.2359
10 วัน	0.0065	0.3904

ตารางที่ 4-1 ตารางที่ 4-2 และ ตารางที่ 4-3 เปรียบเทียบค่า RMSE MAPE เป็นผลการทดลองชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 ชุด คือ ข้อมูลเชิงปริมาณ ข้อมูลเชิงแบบช่วง และชุดข้อมูลแบบเชิงคุณภาพ ของการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 30 วัน และ 10 วัน ตามลำดับ ซึ่งได้ผลการทดลองชัดเจนว่าชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพให้ผลการทดลองที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด และแบบจำลองนี้เหมาะกับการพยากรณ์ข้อมูลในระยะสั้นไม่เกิน 10 วัน หากมีการพยากรณ์เกินกว่า 10 วันค่าความผิดพลาดทั้ง RMSE และ MAPE จะมีค่าสูงมากยิ่งขึ้น ถึงแม้จะมีค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) ที่สูงแต่ก็ทำให้สามารถพยากรณ์เทรนด์การขึ้นลงของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐล่วงหน้าและสามารถเข้าทำกำไรเมื่อซื้อขายแบบรายวัน (One Day Trade)



ภาพที่ 4-1 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงของค่าเงิน GBP/USD 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX

พหุน ปณฺ ฑิโต ชีเว



ภาพที่ 4-2 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงของค่าเงิน GBP/USD 10 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX

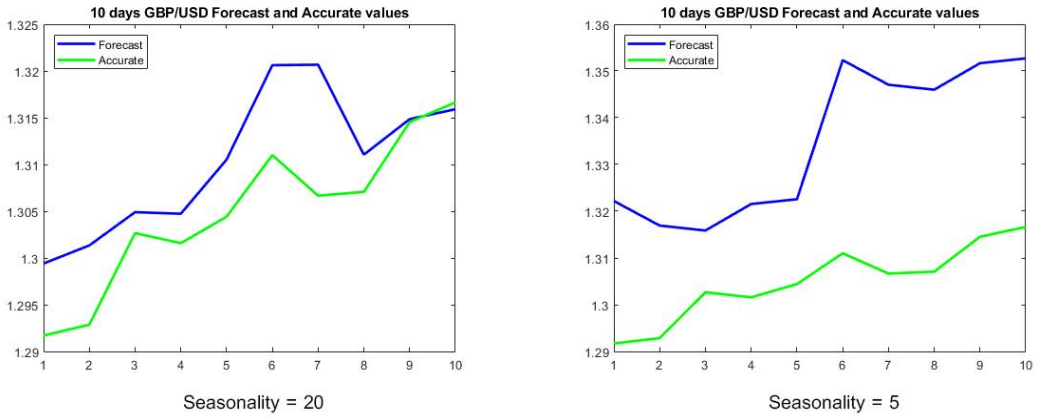
ตารางที่ 4-4 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX

ครั้งที่พยากรณ์	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์	ค่าสมบูรณ์คลาดเคลื่อน	เปอร์เซ็นต์สมบูรณ์คลาดเคลื่อน
1	1.2917	1.29549	0.00379	0.29366
2	1.29286	1.30112	0.00826	0.63873
3	1.30266	1.30468	0.00202	0.15486
4	1.30158	1.30451	0.00293	0.22491
5	1.30441	1.3103	0.00589	0.45134
6	1.311	1.3204	0.0094	0.71681
7	1.30666	1.32045	0.01379	1.05516
8	1.30707	1.31083	0.00376	0.28747
9	1.31453	1.31463	9.7E-05	0.00741
10	1.31664	1.31569	0.00095	0.07235
			MAPE=	0.3904

ตารางที่ 4-5 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี SARIMAX

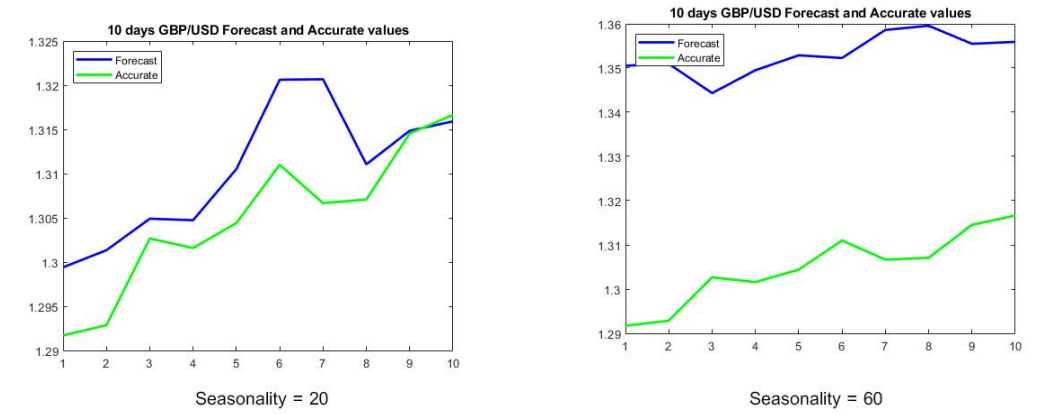
ครั้งที่	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์	ค่าสมบูรณ์	เปอร์เซ็นต์สมบูรณ์
1	1.2917	1.29549	0.00379	0.29366
2	1.29286	1.30112	0.00826	0.63873
3	1.30266	1.30468	0.00202	0.15486
4	1.30158	1.30451	0.00293	0.22491
5	1.30441	1.3103	0.00589	0.45134
6	1.311	1.3204	0.0094	0.71681
7	1.30666	1.32045	0.01379	1.05516
8	1.30707	1.31083	0.00376	0.28747
9	1.31453	1.31463	9.7E-05	0.00741
10	1.31664	1.31569	0.00095	0.07235
11	1.314	1.31961	0.00561	0.42674
12	1.32699	1.3168	0.01019	0.7681
13	1.30779	1.33348	0.02569	1.96418
14	1.30793	1.331	0.02307	1.76365
15	1.31158	1.32555	0.01397	1.06493
16	1.31795	1.32203	0.00408	0.30937
17	1.31699	1.31671	0.00028	0.02146
18	1.30757	1.31565	0.00808	0.61774
19	1.303	1.32132	0.01832	1.40578
20	1.3038	1.32235	0.01855	1.42256
21	1.30428	1.3254	0.02112	1.61933
22	1.29789	1.33103	0.03314	2.55301
23	1.29397	1.33458	0.04061	3.13877
24	1.30223	1.33441	0.03218	2.47151
25	1.31143	1.3402	0.02877	2.19415
26	1.31256	1.3503	0.03774	2.87566
27	1.30921	1.35035	0.04114	3.14272
28	1.31566	1.34073	0.02507	1.90587
29	1.32043	1.34453	0.0241	1.82552
30	1.32332	1.34559	0.02227	1.68325
			MAPE=	1.2359

ตารางที่ 4-5 เป็นการใช้แบบจำลอง SARIMAX(0,1,1)(20,1,1)(20) แทนค่าด้วยตัวแปร p = 0, d = 0, q = 1, P = 20, D = 1, Q = 1, Constant = 0.030 Seasonality = 20 เหตุผลในการเลือกใช้การแปรผลตามฤดูกาลเป็น 20 เนื่องจากข้อมูลที่นำมาจะเหมาะสมกับการใช้การแปรผันตามฤดูกาลรายเดือนมากกว่ารายสัปดาห์หรือรายปี



ภาพที่ 4-3 เปรียบเทียบการพยากรณ์ที่กำหนดค่า Seasonality 20 และ 5

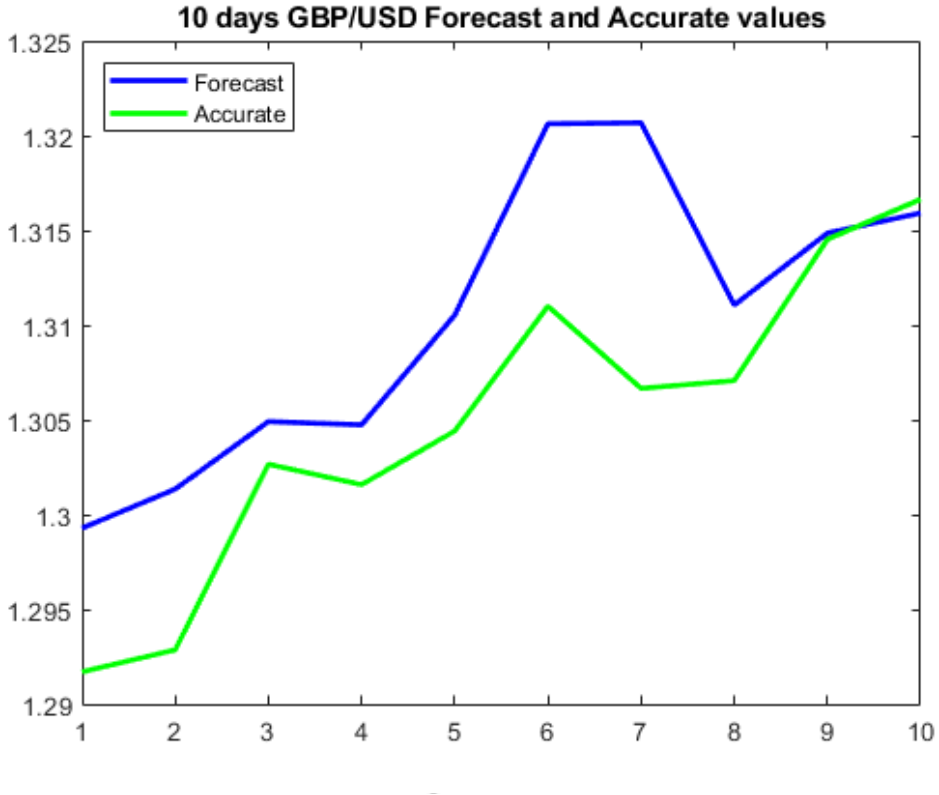
จากภาพที่ 4-3 แสดงกราฟการพยากรณ์ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐในการกำหนดค่าแปรผันตามฤดูการ (Seasonality) 20 และ 5 จะเห็นได้ว่าค่า 20 เป็นค่าที่เหมาะสมกับโมเดลนี้มากกกว่าการกำหนดค่าแปรผันตามฤดูกาลด้วย 5



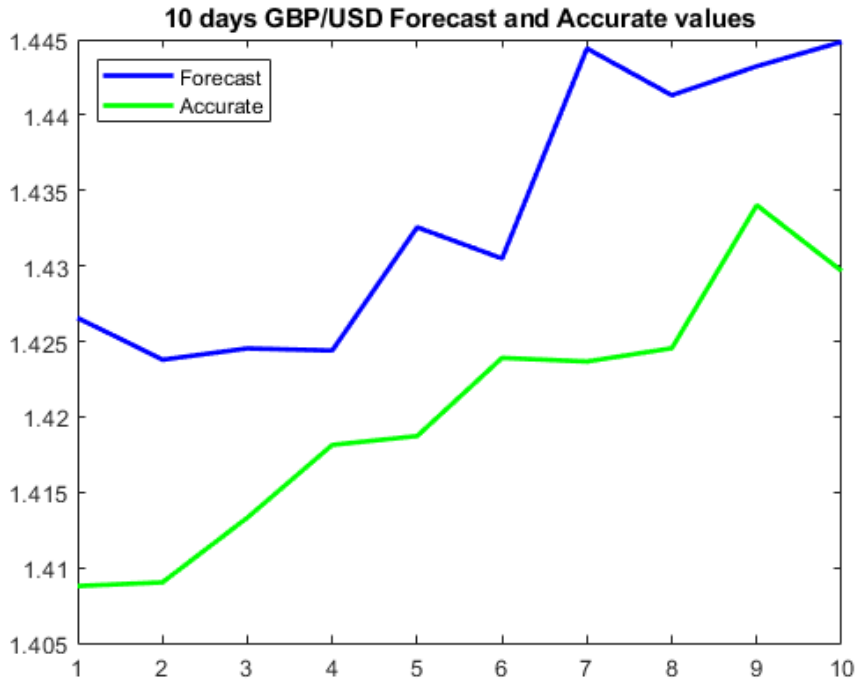
ภาพที่ 4-4 เปรียบเทียบการพยากรณ์ที่กำหนดค่า Seasonality 20 และ 5

จากภาพที่ 4-4 ได้ทำการปรับค่าแปรผันตามฤดูการให้สูงขึ้นเพื่อเปรียบเทียบให้ได้ค่า 20 ที่เป็นค่าแปรผันตามฤดูกาลดีที่สุดที่ได้ทำการทดลอง พบว่าเมื่อเปรียบเทียบค่าแปรผันรายเดือนซึ่งกำหนดค่า 20 และค่าแปรผันรายไตรมาสกำหนดค่า 60 ค่าแปรผันรายเดือนยังเป็นค่าที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่า งานวิจัยนี้จึงได้เลือกใช้ค่าแปรผันตามฤดูการกำหนดค่าเป็น 20 เมื่อได้ค่าแปรผันตามฤดูกาลที่เหมาะกับแบบจำลองแล้วได้ทำการทดลองเพื่อเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 30 วัน และ 10 วันล่วงหน้า แสดงค่าความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์และค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ แสดงให้เห็นว่าค่าความเคลื่อนนั้นจะเพิ่มขึ้นในครั้งที่ 19 ของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐจะเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จากสถิติตั้งแต่การพยากรณ์ข้อมูลครั้งที่ 19 จะไม่มีค่าคลาดเคลื่อนที่มีค่าต่ำลงหมายความว่าตั้งแต่ครั้งที่ 19 ความผิดพลาดของข้อมูลจะสูงขึ้นโดยไม่มีค่าต่ำลงมา แบบจำลองนี้กับการพยากรณ์ข้อมูลระยะสั้นไม่เกิน 10 วัน

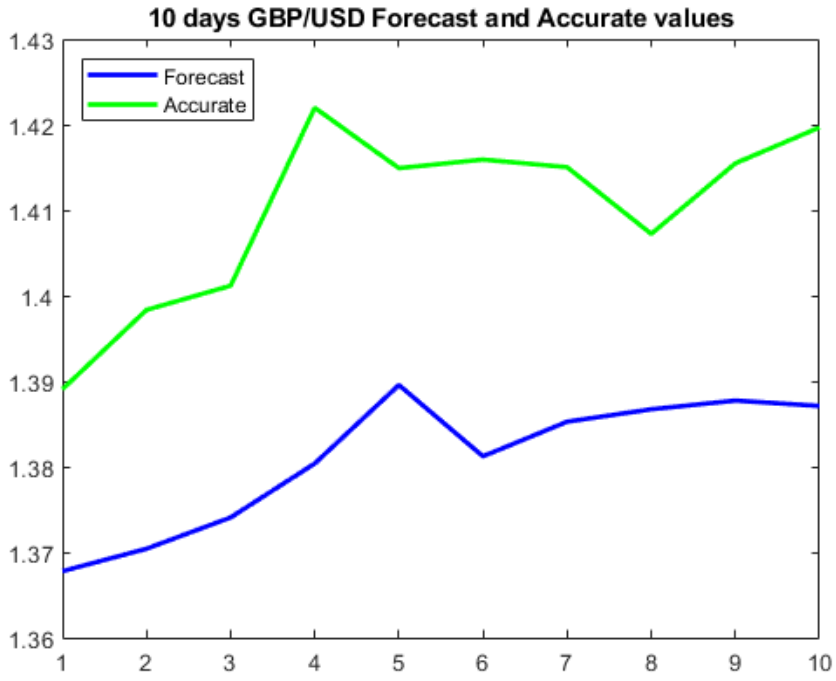
แบบจำลองนี้ได้ทำการทดลองเปรียบเทียบค่าพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐในช่วงเวลาที่แตกต่างกันไป การเปรียบเทียบการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่แตกต่างกันไปเพื่อแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองนี้สามรถนำไปใช้พยากรณ์ในแต่ละช่วงเวลาได้โดยค่าความคลาดเคลื่อนไม่แตกต่างกันมากนัก



ภาพที่ 4-5 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 7 กันยายน 2018



ภาพที่ 4-6 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 6 เมษายน 2018



ภาพที่ 4-7 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 21 มกราคม 2018

ตารางที่ 4-6 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ

วันที่เริ่มพยากรณ์	จำนวนวันที่พยากรณ์	RMSE	MAPE
7 กันยายน 2018	10	0.0082	0.5621
6 เมษายน 2018	10	0.014	0.9321
21 มกราคม 2018	10	0.0295	2.0446

ภาพที่ 4-5 ภาพที่ 4-6 และ ภาพที่ 4-7 แสดงกราฟค่าพยากรณ์ล่วงหน้าที่สามารถมองเห็นเทรนด์การขึ้นลงของอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐได้ การเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากตารางที่ 4-6 ค่าความผิดพลาดที่มีค่าสูงที่สุดจะอยู่ในการพยากรณ์ในวันที่ 21 มกราคม 2018 ถึงแม้จะมีค่าความผิดพลาดสูง แต่แบบจำลองนี้การสามารถพยากรณ์เทรนด์การขึ้นลงของอัตราแลกเปลี่ยนคู่เงินนี้ได้โดยผู้ลงทุนสามารถเข้าซื้อหรือขายเพื่อทำกำไรจากแบบจำลองนี้

การประเมินประสิทธิภาพในงานวิจัยนี้ใช้ 2 เทคนิคในการประเมินคือ (Root Mean Square Error: RMSE) คือ ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน และ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ หากค่าทดสอบที่ได้มีค่าต่ำแสดงถึงผลการทดลองที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์และหากค่าทดสอบที่ได้มีค่าสูงแสดงถึงความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์

เทคนิคที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพงานวิจัยนี้เป็นเทคนิคที่เหมาะสมและได้รับความนิยมในการประเมินประสิทธิภาพงานวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า [6, 18, 22] นอกจากนี้ยังมีการประเมินด้วยเทคนิค (Mean Absolute Error: MAE) ค่าความเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย ซึ่งเป็นค่าความห่างระหว่างค่าที่พยากรณ์และค่าข้อมูลที่ถูกต้องหารเฉลี่ยกัน ซึ่งส่วนใหญ่แล้วจะนิยมใช้ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เปอร์เซ็นต์ค่าความเคลื่อนสมบูรณ์แทนเพราะค่าเปอร์เซ็นต์จะเห็นภาพรวมของค่าความคลาดเคลื่อนได้ชัดเจนกว่า

4.1.2 ผลการทดสอบนัยสำคัญของตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX

ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกที่ใช้ทดลองในงานวิจัยนี้เพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐมี 2 ตัวแปร คือ ราคาทองคำตลาดสหรัฐอเมริกา [6] และราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก [7] ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้ตัวแปรภายนอกทั้งราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กมีผลให้ค่าพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐใกล้เคียงกับค่าที่ถูกต้องมากขึ้นนั้นหมายความว่าค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ลดลง

ตารางที่ 4-7 ประเมินประสิทธิภาพระหว่างการใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX

No Predict	Actual	Predict with Exogenous	MAPE	Predict without Exogenous	MAPE
1	1.2917	1.29549	0.2937	1.29567	0.3073
2	1.29286	1.30112	0.6387	1.30121	0.6459
3	1.30266	1.30468	0.1549	1.30477	0.1620
4	1.30158	1.30451	0.2249	1.3046	0.2320
5	1.30441	1.31030	0.4513	1.31039	0.4584
6	1.311	1.32040	0.7168	1.32049	0.7239
7	1.30666	1.32045	1.0552	1.32054	1.0623
8	1.30707	1.31083	0.2875	1.31092	0.2946
9	1.31453	1.31463	0.0074	1.31472	0.0145
10	1.31664	1.31569	0.0724	1.31578	0.0653
11	1.314	1.31961	0.4267	1.3197	0.4338
12	1.32699	1.31680	0.7681	1.31689	0.7611
13	1.30779	1.33348	1.9642	1.33357	1.9713
14	1.30793	1.33100	1.7637	1.33109	1.7707
15	1.31158	1.32555	1.0649	1.32564	1.0720
16	1.31795	1.32203	0.3094	1.32212	0.3164
17	1.31699	1.31671	0.0215	1.3168	0.0144
18	1.30757	1.31565	0.6177	1.31574	0.6248
19	1.303	1.32132	1.4058	1.32141	1.4129
20	1.3038	1.32235	1.4226	1.32244	1.4297
21	1.30428	1.32540	1.6193	1.32567	1.6400
22	1.29789	1.33103	2.5530	1.33121	2.5672
23	1.29397	1.33458	3.1388	1.33477	3.1531
24	1.30223	1.33441	2.4715	1.3346	2.4857
25	1.31143	1.34020	2.1941	1.34039	2.2083
26	1.31256	1.35030	2.8757	1.35049	2.8898
27	1.30921	1.35035	3.1427	1.35054	3.1569
28	1.31566	1.34073	1.9059	1.34092	1.9199
29	1.32043	1.34453	1.8255	1.34472	1.8396
30	1.32332	1.34559	1.6832	1.34578	1.6972
			MAPE:1.		MAPE:1.2444

จากตารางที่ 4-7 แสดงการเปรียบเทียบผลการประเมินประสิทธิภาพระหว่างการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรภายนอก (Predict with Exogenous และไม่ใช้ตัวแปรภายนอก (Predict without

Exogenous) ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแสดงให้เห็นว่าการใช้ตัวแปรภายนอกสามารถช่วยทำให้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นโดยค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) เฉลี่ย 30 วัน ของการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรภายนอกอยู่ที่ 1.2359 ขณะที่ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 30 วัน ของการพยากรณ์โดยไม่ใช้ตัวแปรภายนอกอยู่ที่ 1.2444 มีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Sindhu [6] ที่ศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อราคาทองคำและได้ผลการทดลองพบว่าราคาทองคำมีความสัมพันธ์แบบผกผันกับค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ และงานวิจัยของ Tsai และ I-Chun [7] ศึกษาอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินมีผลต่อดัชนีตลาดหุ้นซึ่งใช้ประเทศไทยเป็นกรณีศึกษา ผลการทดลองพบว่าหากค่าเงินแข็งค่าขึ้นจะทำให้ตลาดหุ้นปรับตัวสูงขึ้น ในทางตรงกันข้ามหากค่าเงินอ่อนตัวจะทำให้ตลาดหุ้นปรับตัวลดลง

ตารางที่ 4-8 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE แบบใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX

Estimation	Predict with Exogenous	Predict without Exogenous
Root Mean Square Error (RMSE)	0.0205	0.0208
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	1.2359	1.2627

ตารางที่ 4-8 แสดงค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (RMSE) พบว่ามีค่าความต่าง 0.001 ถึงจะมีค่าน้อยแต่ก็ทำให้ค่า MAPE ลดลงถึง 0.0268 ตัวแปรภายนอกจึงจำเป็นในการใช้พยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยตัวแบบ SARIMAX

4.1.3 ผลการทดสอบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX

งานวิจัยของนิพนธ์ วงศ์จินดา [35] ศึกษาการเติบโตทางเศรษฐกิจและพัฒนาอสังหาริมทรัพย์โดยใช้จังหวัดภูเก็ตและสงขลาเป็นกรณีศึกษา เพื่อพยากรณ์มูลค่าของธุรกิจอสังหาริมทรัพย์ 1 ปีล่วงหน้าเปรียบเทียบกับ 2 จังหวัด โดยใช้ข้อมูลเชิงคุณภาพในการสอบถามประชาชนและผู้ประกอบการในพื้นที่ ซึ่งงานวิจัยนี้ได้ใช้แนวคิดในการนำข้อมูลเชิงคุณภาพเป็นตัวแปรภายนอกเช่นกัน โดยใช้ใช้ความผันผวนของราคาทองคำและความผันผวนของตลาดหุ้นนิวยอร์กเพื่อเป็นตัวแปรภายนอกมาเปรียบเทียบกับตัวแปรภายนอกในลักษณะอื่น ข้อมูลตัวแปรภายนอกของราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นข้อมูลที่มีความถี่สูงมีการกระจายตัวมาก งานวิจัยนี้จึงได้เปรียบเทียบผลการทดลองโดยใช้ลักษณะประเภทของชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 ชุดข้อมูล คือ ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกแบบช่วง และชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ

โดยเมื่อเปรียบเทียบผลการทดลองแล้วสรุปได้ว่าตัวแปรภายนอกในรูปแบบข้อมูลเชิงคุณภาพมีความเหมาะสมในการนำมาพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐมากที่สุด

ตารางที่ 4-9 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE ตัวแปรชนิดต่างๆ ด้วยวิธี SARIMAX

ชนิดข้อมูลตัวแปรภายนอก	จำนวนวันที่พยากรณ์	RMSE	MAPE
ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ	30	22.1766	1.5937
	10	15.4522	1.1751
ตัวแปรภายนอกแบบช่วง	30	21.7962	1.5675
	10	15.2921	1.1631
ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ	30	0.0205	1.2359
	10	0.0065	0.3904

ตารางที่ 4-9 แสดงผลการทดลองเปรียบเทียบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 ประเภท คือ ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ ตัวแปรภายนอกแบบช่วง และตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ ผลการทดลองแสดงให้เห็นชัดเจนว่าตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพให้ประสิทธิภาพในการประเมินผลการทดลองที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด พยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) ได้ใกล้เคียงค่าความจริงมากที่สุด ซึ่งการใช้ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพถูกนำมาใช้ในงานวิจัยด้านการพยากรณ์ราคาอสังหาริมทรัพย์ [35] ในตัวแบบ ARIMAX ที่ให้ผลการทดลองเป็นออกมาเป็นเปอร์เซ็นต์ของความสามารถในการพัฒนาอสังหาริมทรัพย์ในจังหวัดที่ศึกษา

4.1.4 ผลการทดสอบสมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินโดยใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กยังไม่พบว่างานวิจัยที่ทดสอบแม่แบบ SARIMAX โดยใช้ราคาทองคำตลาดอเมริกาและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอก ในส่วนนี้จะเปรียบเทียบผลการทดลองของแม่แบบ SARIMAX ที่ใช้ตัวแปรภายนอกแตกต่างกันดังนี้

1) ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำอย่างเดียว

ทดสอบผลการทดลองด้วยตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำเพียงข้อมูลเดียว เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองว่าให้ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMAX ได้แม่นยำมากยิ่งขึ้นหรือไม่เมื่อเทียบกับการใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร

2) ตัวแปรภายนอกเป็นราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กอย่างเดียว

ทดสอบผลการทดลองด้วยตัวแปรภายนอกเป็นราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเพียงข้อมูลเดียว เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองว่าให้ค่าพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้นหรือไม่เมื่อเทียบกับชุดข้อมูล

ที่ 1 ที่ใช้ราคาทองคำเป็นตัวแปรภายนอกเพียงอย่างเดียว และทำการเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ใช้ข้อมูลเป็นตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปรด้วย

3) ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก

ทดสอบผลการทดลองด้วยการใช้ตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองกับชุดข้อมูลที่ 1 (ใช้ราคาทองคำเป็นตัวแปรภายนอก 1 ตัวแปร) และชุดมข้อมูลที่ 2 (ใช้ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอก 1 ตัวแปร)

ประเมินประสิทธิภาพด้วยเทคนิค RMSE และ MAPE เพื่อเปรียบเทียบผลการทดลองด้วยสมมตติฐานราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กสามารถทำให้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) ได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นและมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดในชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกทั้ง 3 ชุด ดังนี้

ตารางที่ 4-10 เปรียบเทียบผลการการพยากรณ์ 30 วัน สมมติฐานแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX

ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก	ค่า RMSE ที่ได้จากการทดลอง	ค่า MAPE ที่ได้จากการทดลอง
ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำตลาดอเมริกาอย่างเดียว	0.0260	1.6523
ตัวแปรภายนอกเป็นราคาตลาดหุ้นอย่างเดียว	0.0351	2.3072
ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำและราคาตลาดหุ้น	0.0205	1.2359

จากตารางที่ 4-10 แสดงค่า RMSE และ MAPE เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทดลองด้วยการใช้ตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปรและทีละ 1 ตัวแปร ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้ตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปรพร้อมกัน คือ ราคาทองคำตลาดอเมริกาและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยค่า RMSE เท่ากับ 0.0065 และค่า MAPE = 1.2359 ซึ่งมีค่าต่ำที่สุดมากกว่าการใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นเป็นตัวแปรภายนอกเพียง 1 ตัวแปรตามลำดับ ส่วนการใช้ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอกเพียงอย่างเดียวได้ผลการทดลองเป็นค่าที่มีความผิดพลาดมากที่สุด โดยค่า RMSE เท่ากับ 0.0351 และค่า MAPE เท่ากับ 2.3072 มีค่าความผิดพลาดมากกว่าการใช้ราคาทองคำเพียงอย่างเดียวเป็นตัวแปรภายนอก

ตารางที่ 4-11 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์สมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยวิธี SARIMAX

ครั้งที่พยากรณ์	ค่าจริง	XAU	NYSE	XAU/NYSE
1	1.2917	1.30716	1.3102	1.29549
2	1.29286	1.30498	1.3120	1.30112
3	1.30266	1.30864	1.3156	1.30468
4	1.30158	1.30847	1.3154	1.30451
5	1.30441	1.31426	1.3212	1.3103
6	1.311	1.32436	1.3313	1.3204
7	1.30666	1.32441	1.3313	1.32045
8	1.30707	1.31479	1.3217	1.31083
9	1.31453	1.31859	1.3255	1.31463
10	1.31664	1.31965	1.3266	1.31569
11	1.314	1.32357	1.3305	1.31961
12	1.32699	1.32076	1.3277	1.3168
13	1.30779	1.33744	1.3444	1.33348
14	1.30793	1.33496	1.3419	1.331
15	1.31158	1.32951	1.3364	1.32555
16	1.31795	1.32599	1.3329	1.32203
17	1.31699	1.32067	1.3276	1.31671
18	1.30757	1.31961	1.3265	1.31565
19	1.303	1.32528	1.3322	1.32132
20	1.3038	1.32631	1.3332	1.32235
21	1.30428	1.34103	1.3510	1.3254
22	1.29789	1.33885	1.3528	1.33103
23	1.29397	1.34251	1.3564	1.33458
24	1.30223	1.34233	1.3562	1.33441
25	1.31143	1.34812	1.3620	1.3402
26	1.31256	1.35822	1.3721	1.3503
27	1.30921	1.35827	1.3721	1.35035
28	1.31566	1.34865	1.3625	1.34073
29	1.32043	1.35245	1.3663	1.34453
30	1.32332	1.35351	1.3674	1.34559

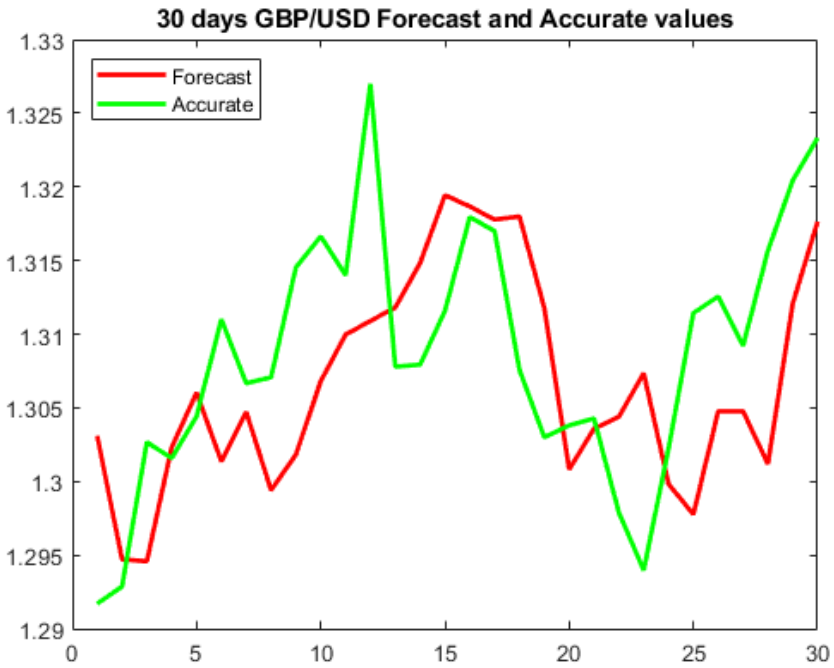
ตารางที่ 4-11 แสดงค่าพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐโดยใช้ตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร ใน 3 ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกประกอบด้วย XAU คือ ใช้ราคาทองคำเป็นตัวแปรภายนอกเพียงตัวแปรเดียว NYSE คือ ใช้ราคาตลาดหุ้นเป็นตัวแปรภายนอกเพียงตัวแปรเดียว และ XAU/NYSE คือใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร ซึ่งเมื่อคำนวณค่าความผิดพลาดด้วยวิธี RMSE และ MAPE แล้ว การใช้ราคาทองคำตลาดอเมริกาและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอกจะได้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดที่ RMSE เท่ากับ 0.0205 และ MAPE เท่ากับ 1.2359 ในตารางที่ 4-10ที่ได้ทำการเปรียบเทียบผลการทดลองไว้

4.2 ประเมินประสิทธิภาพและการวิจารณ์ผลที่ได้ด้วยแบบจำลองโคร่งข่ายประสาทเทียม

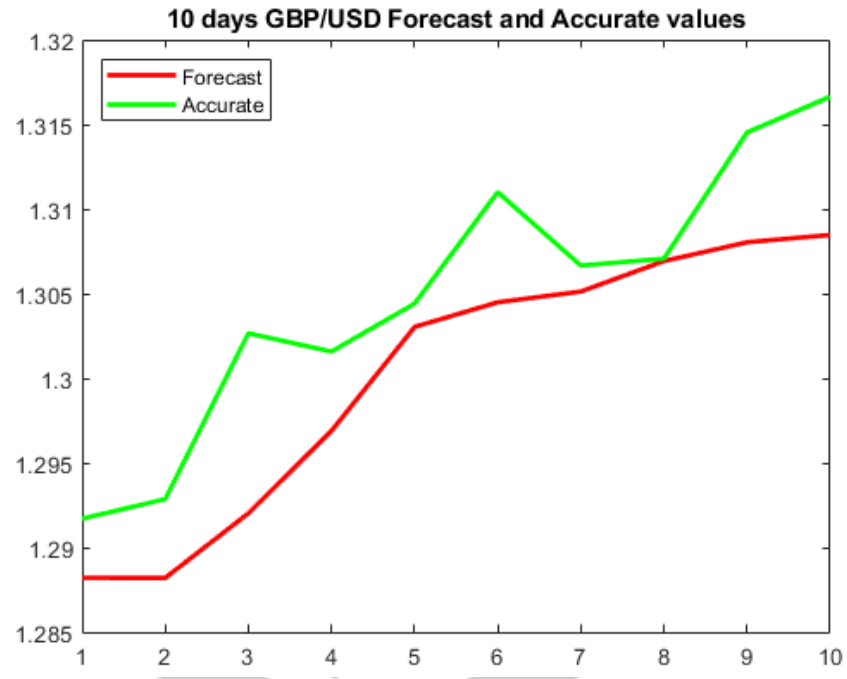
การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้วิธีเดียวกันกับการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง SARIMAX คือ เปรียบเทียบด้วยเทคนิค RMSE และ MAPE เพื่อเปรียบเทียบหาแบบจำลองที่ให้การพยากรณ์ที่แม่นยำมากที่สุด ซึ่งงานวิจัยของ Ming Hao Eng [13] ก็ได้ใช้เทคนิค RMSE ในการประเมินอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียบแบบ Feed-Forward Multi Layer Perceptron (MLP) เช่นกัน ในการประเมินแบบจำลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้การเปรียบเทียบนัยสำคัญของตัวแปรเช่นเดียวกันกับวิธี SARIMAX คือ ทดสอบนัยสำคัญของตัวแปรภายนอก ทดสอบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก และทดสอบสมมติฐานตัวแปรภายนอก โดยสามารถแสดงรายละเอียดการทดสอบด้วยวิธีดังกล่าวดังนี้

4.2.1 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การประเมินการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (RMSE) และค่าเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAPE) เช่นเดียวกันกับการประเมินแบบจำลอง SARIMAX ที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อที่2.6 การวัดประเมินประสิทธิภาพการทดลอง เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและแบบจำลอง SARIMAX ด้วยวิธีเดียวกัน และใช้ข้อมูลนำเข้า 3 ตัวแปรชุดเดียวกัน คือ ข้อมูลย้อนหลังค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐในช่วงเวลาเดียวกัน และตัวแปรภายนอก คือ ราคาปิดตลาดหุ้นนิวยอร์ก (NYSE) และ ราคาปิดตลาดทองคำสหรัฐ เปรียบเทียบผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐล่วงหน้า 30 วัน และ 10 วัน ซึ่งเป็นจำนวนช่วงเวลาเดียวกันกับการประเมินแบบจำลองด้วยวิธี SARIMAX โดยผลที่ลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยโครงค่ายประสาทเทียมได้ผลดังนี้



ภาพที่ 4-8 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงค่าเงิน GBP/USD 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN



ภาพที่ 4-9 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์และค่าจริงค่าเงิน GBP/USD 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN

ตารางที่ 4-12 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN

ครั้งที่	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์	ค่าสมบูรณ์	เปอร์เซ็นต์สมบูรณ์
1	1.2917	1.30310	0.01140	0.8827
2	1.29286	1.29471	0.00185	0.1431
3	1.30266	1.29458	0.00808	0.6204
4	1.30158	1.30232	0.00074	0.0566
5	1.30441	1.30602	0.00161	0.1238
6	1.311	1.30136	0.00964	0.7357
7	1.30666	1.30471	0.00195	0.1491
8	1.30707	1.29941	0.00766	0.5861
9	1.31453	1.30182	0.01271	0.9666
10	1.31664	1.30681	0.00983	0.7469
11	1.314	1.30997	0.00403	0.3067
12	1.32699	1.31090	0.01609	1.2128
13	1.30779	1.31181	0.00402	0.3072
14	1.30793	1.31483	0.00690	0.5277
15	1.31158	1.31943	0.00785	0.5986
16	1.31795	1.31867	0.00072	0.0543
17	1.31699	1.31778	0.00079	0.0599
18	1.30757	1.31799	0.01042	0.7967
19	1.303	1.31177	0.00877	0.6734
20	1.3038	1.30081	0.00299	0.2290
21	1.30428	1.30358	0.00070	0.0533
22	1.29789	1.30438	0.00649	0.5004
23	1.29397	1.30735	0.01338	1.0341
24	1.30223	1.29983	0.00240	0.1846
25	1.31143	1.29777	0.01366	1.0419
26	1.31256	1.30475	0.00781	0.5947
27	1.30921	1.30476	0.00445	0.3396
28	1.31566	1.30118	0.01448	1.1003
29	1.32043	1.31207	0.00836	0.6329
30	1.32332	1.31763	0.00569	0.4297
			MAPE=	0.5229

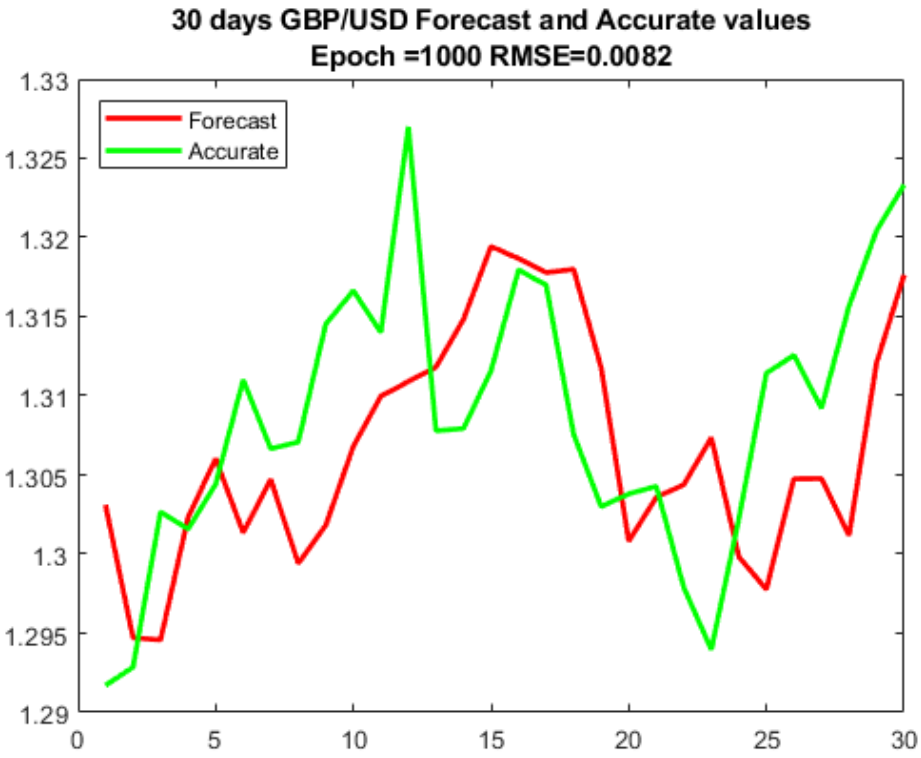
ภาพที่ 4-8 และ ภาพที่ 4-9 แสดงกราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ 30 วัน และ 10 วัน ล่วงหน้าของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แสดงให้เห็นว่าการใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอกสามารถทำให้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐทำได้ดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธี SARIMAX

ตารางที่ 4-13 ค่าความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า ด้วยวิธี ANN

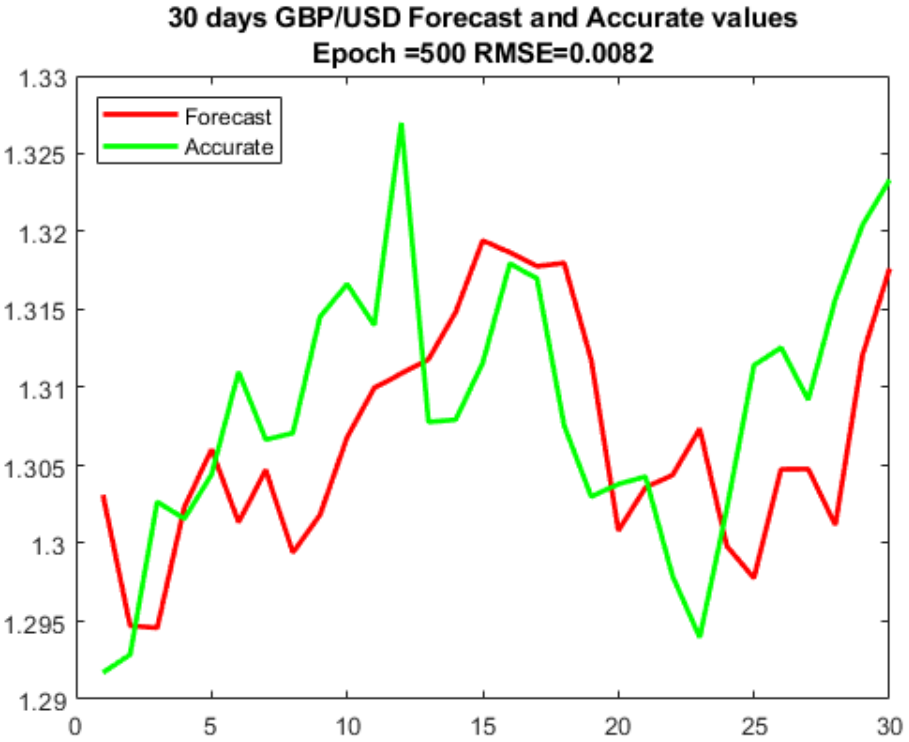
ครั้งที่	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์	ค่าสมบูรณ์	เปอร์เซ็นต์สมบูรณ์
1	1.2917	1.28820	0.00350	0.2706
2	1.29286	1.28820	0.00466	0.3603
3	1.30266	1.29202	0.01064	0.8170
4	1.30158	1.29689	0.00469	0.3602
5	1.30441	1.30304	0.00137	0.1054
6	1.311	1.30449	0.00651	0.4966
7	1.30666	1.30513	0.00153	0.1175
8	1.30707	1.30693	0.00014	0.0111
9	1.31453	1.30804	0.00649	0.4939
10	1.31664	1.30847	0.00817	0.6206
			MAPE=	0.3653

ตารางที่ 4-12 ตารางที่ 4-13 และภาพที่ 4-8 ภาพที่ 4-9 แสดงกราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ 30 วัน และ 10 วัน ล่วงหน้าของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แสดงให้เห็นว่าการใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอกสามารถทำให้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐทำได้ดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธี SARIMAX

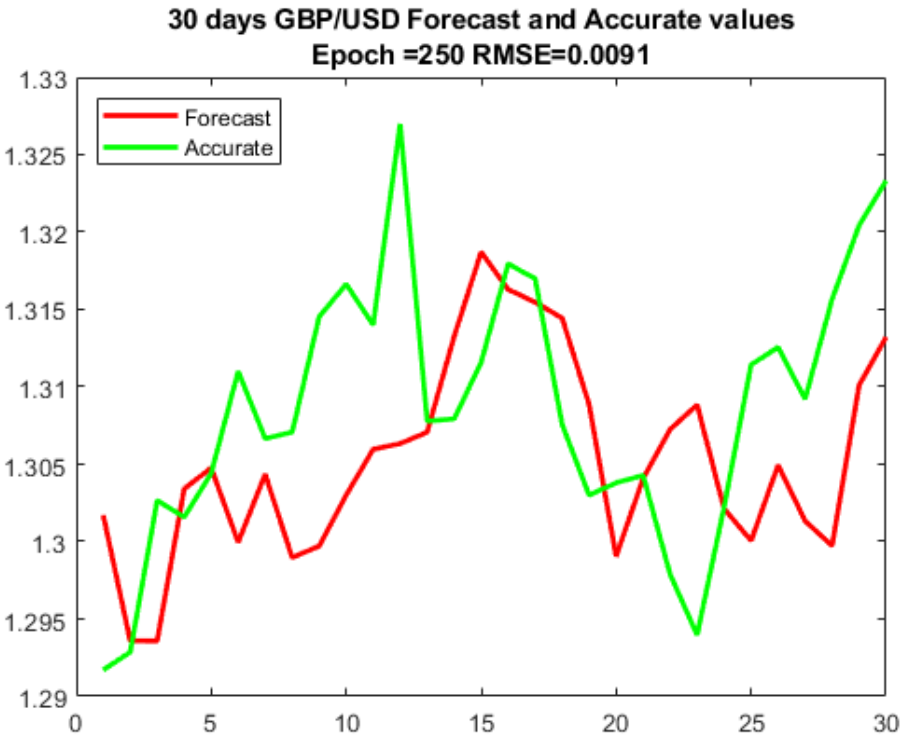
แสดงค่าพยากรณ์ที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้อัลกอริทึมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.5229 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0082 ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน และให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.3653 ค่า RMSE เท่ากับ 0.0056 ในการพยากรณ์ล่วงหน้า 10 วัน ในตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมได้กำหนดค่ารอบการเรียนรู้ (Epoch) สูงสุดที่ 3000 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เท่ากับ 0.05 และค่าชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) เท่ากับ 3 ซึ่งเป็นค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ตัวแปรตั้งต้นเป็นข้อมูลราคาทองคำย้อนหลัง และมีตัวแปรภายนอกเป็นความผันผวนของราคาทองคำและความผันผวนของราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก เมื่อเปรียบเทียบผลการทดลองกับการปรับค่าดังกล่าวสามารถให้ผลการทดลองได้ดังนี้



ภาพที่ 4-10 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Epoch = 1000

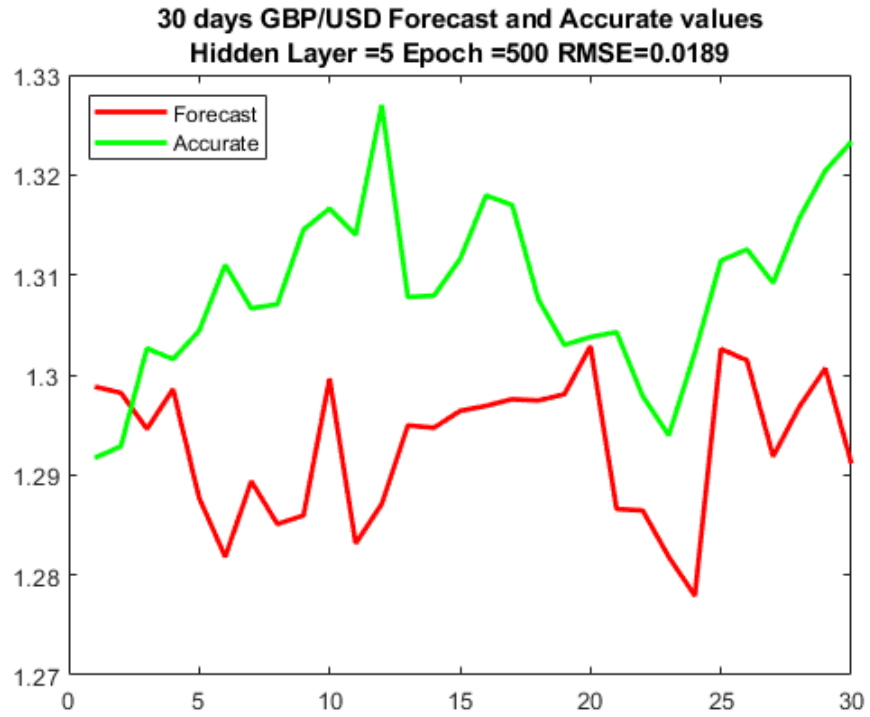


ภาพที่ 4-11 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Epoch = 500

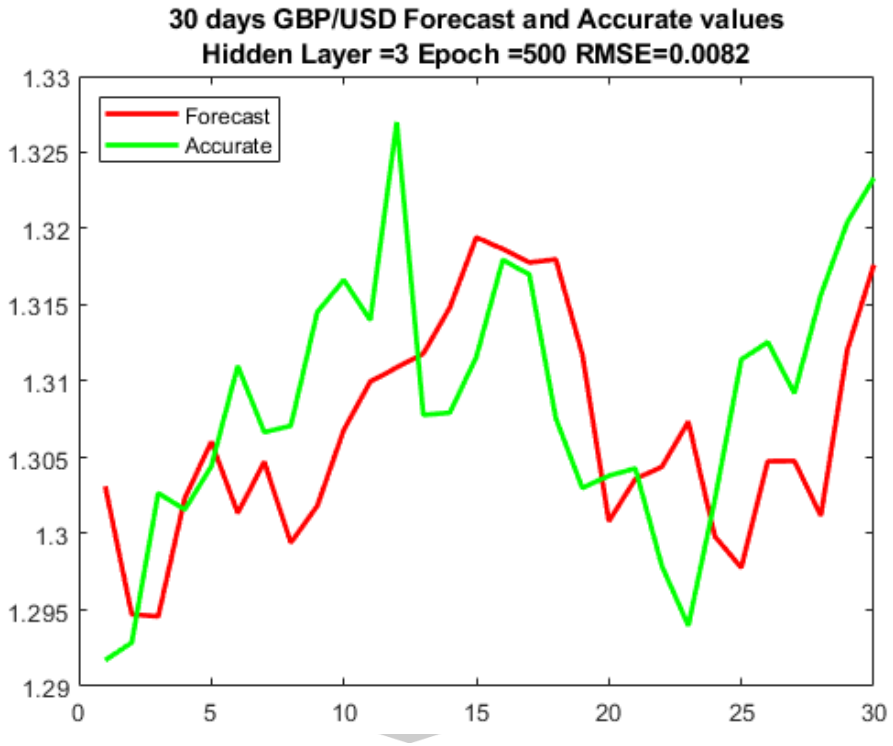


ภาพที่ 4-12 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Epoch = 250

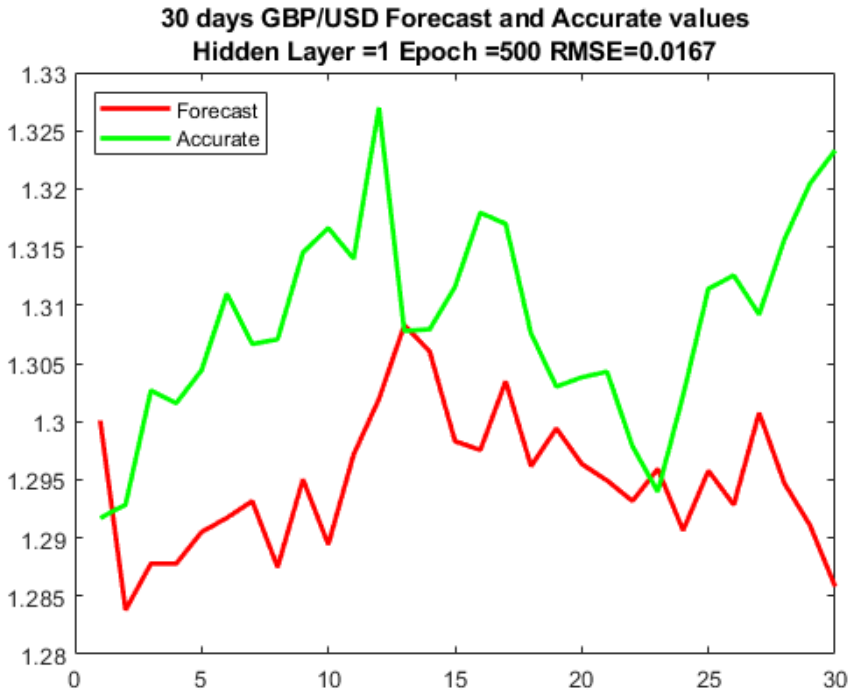
จากภาพที่ 4-10 ภาพที่ 4-11 และ ภาพที่ 4-12 แสดงผลการทดลองที่ได้รับทำการปรับค่าจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epoch) สูงสุดที่ 1000 500 และ 250 ตามลำดับ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการปรับค่าจำนวนรอบการเรียนรู้สูงสุดเป็น 1000 และ 500 ให้ผลการทดลองที่มีค่าความผิดพลาดเท่ากันเป็น RMSE = 0.0082 แสดงว่าจำนวนรอบการเรียนรู้ที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับค่าน้ำหนักได้เหมาะสมและค่าความผิดพลาดน้อยลงที่สุดอยู่ที่ 500 รอบ หากปรับค่ามากกว่านั้นก็ไม่มีผลกับการทดลองเพราะการคำนวณค่าน้ำหนักที่เหมาะสมอยู่ที่ 500 รอบ การปรับรอบมากกว่านี้จะทำให้ใช้เวลาในการเรียนรู้มากขึ้นโดยไม่ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น และการปรับค่าผลการทดลองเหลือ 250 รอบ จะทำให้ค่า RMSE = 0.0091 ซึ่งมีความผิดพลาดสูงกว่าผลการทดลองที่ใช้รอบการเรียนรู้ที่ 500 รอบ และเมื่อได้รอบการทดลองที่เหมาะสมแล้วจะทำการปรับค่าชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) ซึ่งได้ผลการทดลองดังนี้



ภาพที่ 4-13 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Hidden Layer =5



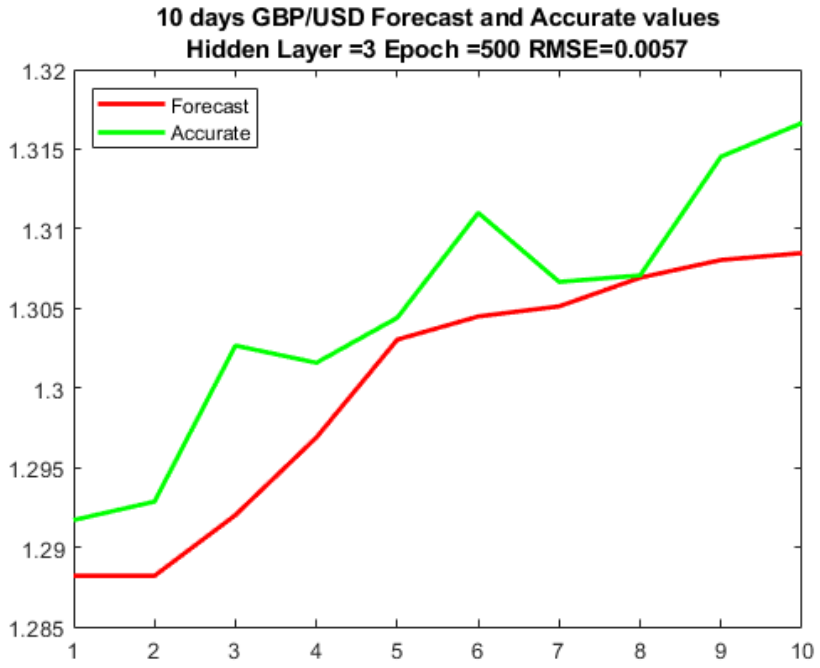
ภาพที่ 4-14 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Hidden Layer =3



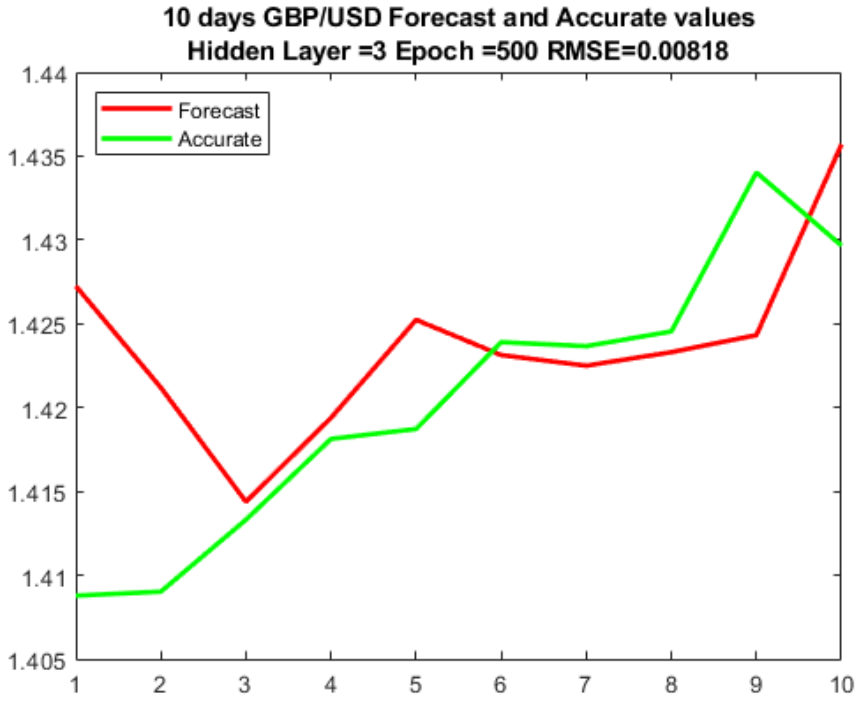
ภาพที่ 4-15 ผลการทดลองการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN ปรับค่า Hidden Layer =1

จากภาพที่ 4-13 ภาพที่ 4-14 และ ภาพที่ 4-15 แสดงผลการทดลองที่ปรับค่าชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) เท่ากับ 5 3 และ 1 ตามลำดับ ซึ่งผลการทดลองเมื่อปรับค่าชั้นแอบแฝงเท่ากับ 5 ได้ค่า RMSE = 0.0189 เมื่อปรับค่าชั้นแอบแฝงเท่ากับ 3 ผลการทดลองได้ค่า RMSE = 0.0082 และเมื่อปรับค่าชั้นแอบแฝงเท่ากับ 1 ได้ค่า RMSE = 0.0167 จากผลการทดลองการปรับค่าชั้นแอบแฝงพบว่าค่าจำนวนชั้นแอบแฝงที่เหมาะสมสำหรับงานวิจัยนี้คือ 3 ซึ่งให้ค่า RMSE ต่ำที่สุดเท่ากับ 0.0082 ลองลงมาคือชั้นแอบแฝงเท่ากับ 1 ได้ผลการทดลองค่า RMSE = 0.0167 และผลการทดลองที่ได้ค่าความผิดพลาดมากที่สุดคือการปรับค่าชั้นแอบแฝงเท่ากับ 5 ได้ค่า RMSE = 0.0189 เมื่อได้ค่าจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epoch) และ ค่าชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) ที่เหมาะสมแล้วทำการเปรียบเทียบผลการทดลองในช่วงเวลาอื่นๆ ได้ผลการทดลองออกมาดังนี้

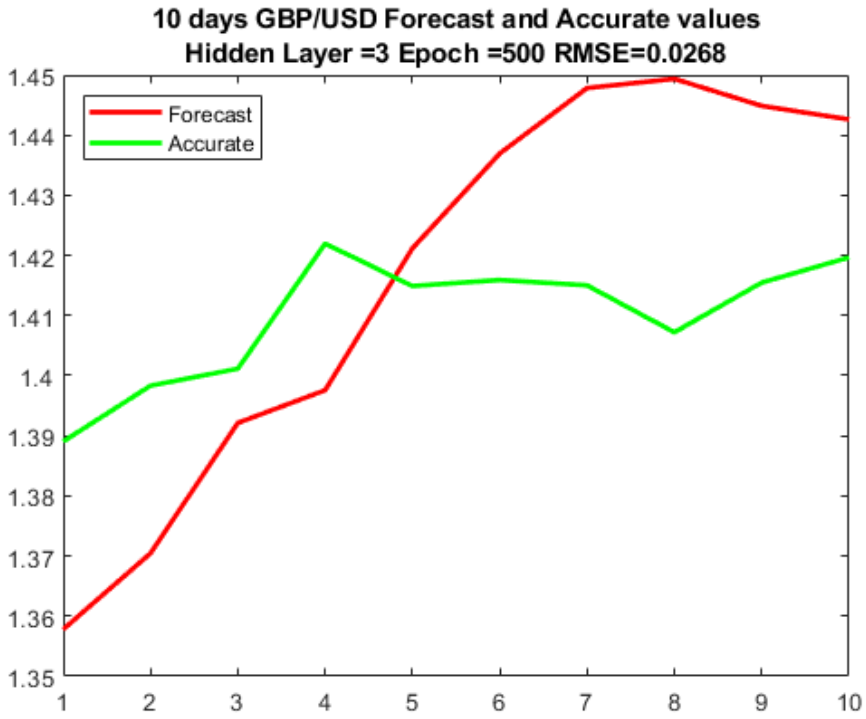
พหุน ปณ ฑิโต ชีเว



ภาพที่ 4-16 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 7 กันยายน 2018 ด้วยวิธี ANN



ภาพที่ 4-17 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 6 เมษายน 2018 ด้วยวิธี ANN



ภาพที่ 4-18 กราฟพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ เริ่ม 21 มกราคม 2018 ด้วยวิธี ANN

จากภาพที่ 4-16 ภาพที่ 4-17 และ ภาพที่ 4-18 แสดงผลการทดลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐในช่วงเวลาที่แตกต่างกัน สามารถให้ค่าความผิดพลาด RMSE น้อยกว่าวิธีการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMAX ในการอภิปรายผลการวิจัยของนัยสำคัญของตัวแปรภายนอกแต่ละชนิดจะกล่าวในบทถัดไป

4.2.2 ผลการทดสอบนัยสำคัญของตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากการศึกษางานวิจัยของ Dr.Sindhu [6] และ Tsai I-Chun [7] พบว่าในกรณีศึกษาความสัมพันธ์ของราคาทองคำตลาดสหรัฐมีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐพบว่าราคาทองคำมีผลต่อความเปลี่ยนแปลงของค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ และราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าเงินดอลลาร์สหรัฐเช่นกัน จึงได้ทดสอบการพยากรณ์โดยใช้ตัวแปรภายนอกและไม่ใช้ตัวแปรภายนอกซึ่งให้ผลการทดลองดังนี้

ตารางที่ 4-14 ประเมินประสิทธิภาพระหว่างการใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN

No Predict	Actual	Predict with Exogenous	MAPE	Predict without Exogenous	MAPE
1	1.2917	1.30310	0.8827	1.30353	0.9158
2	1.29286	1.29471	0.1431	1.29917	0.4881
3	1.30266	1.29458	0.6204	1.29818	0.3441
4	1.30158	1.30232	0.0566	1.29573	0.4492
5	1.30441	1.30602	0.1238	1.29516	0.7095
6	1.311	1.30136	0.7357	1.29126	1.5055
7	1.30666	1.30471	0.1491	1.29355	1.0036
8	1.30707	1.29941	0.5861	1.28851	1.4200
9	1.31453	1.30182	0.9666	1.28868	1.9666
10	1.31664	1.30681	0.7469	1.29703	1.4896
11	1.314	1.30997	0.3067	1.29619	1.3556
12	1.32699	1.31090	1.2128	1.28843	2.9055
13	1.30779	1.31181	0.3072	1.29785	0.7603
14	1.30793	1.31483	0.5277	1.29469	1.0121
15	1.31158	1.31943	0.5986	1.29977	0.9005
16	1.31795	1.31867	0.0543	1.30156	1.2433
17	1.31699	1.31778	0.0599	1.30671	0.7804
18	1.30757	1.31799	0.7967	1.30588	0.1295
19	1.303	1.31177	0.6734	1.30698	0.3057
20	1.3038	1.30081	0.2290	1.30340	0.0309
21	1.30428	1.30358	0.0533	1.30660	0.1782
22	1.29789	1.30438	0.5004	1.30650	0.6631
23	1.29397	1.30735	1.0341	1.30047	0.5026
24	1.30223	1.29983	0.1846	1.30272	0.0376
25	1.31143	1.29777	1.0419	1.29190	1.4892
26	1.31256	1.30475	0.5947	1.28661	1.9767
27	1.30921	1.30476	0.3396	1.29143	1.3580
28	1.31566	1.30118	1.1003	1.29500	1.5704
29	1.32043	1.31207	0.6329	1.29291	2.0840
30	1.32332	1.31763	0.4297	1.29510	2.1323
			MAPE:1.5688		MAPE:3.1708

จากตารางที่ 4-14 แสดงการเปรียบเทียบผลการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร ในคอลัมน์ (Predict with Exogenous) และไม่ใช้ตัวแปรภายนอก (Predict without Exogenous) ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้ตัวแปรภายนอกได้ผลการทดลองที่ดีกว่ามีค่าความผิดพลาดน้อยกว่า โดยค่า MAPE ของการใช้ตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์อยู่ที่ 0.5299 และค่า MAPE ของการไม่ใช้ตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์อยู่ที่ 1.0569 ซึ่งห่างกันมากถึง 0.5270 มากกว่า 1 เท่า นั้นแสดงให้เห็นชัดเจนว่าการใช้ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กมีนัยสำคัญทำให้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐมีความแม่นยำมากขึ้นได้ค่าความผิดพลาดที่น้อยลง

ตารางที่ 4-15 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE แบบใช้และไม่ใช้ตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN

Estimation	Predict with Exogenous	Predict without Exogenous
Root Mean Square Error (RMSE)	0.0082	0.0167
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	0.5229	1.0569

ตารางที่ 4-15 แสดงค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (RMSE) พบว่ามีการใช้ตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์ให้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0082 ส่วนการไม่ใช้ตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์ให้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0167 ห่างกันมากถึง 0.0085 ซึ่งเป็นค่าที่มากกว่าถึง 1 เท่าของค่าความผิดพลาดโดยไม่ใช้ตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN)

4.2.3 ผลการทดสอบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ในส่วนนี้จะทดสอบตัวแปรภายนอกด้วยชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 ชุดข้อมูล คือ ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกแบบช่วง และชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ เปรียบเทียบด้วยเทคนิคเดียวกับที่กล่าวไว้ในหัวข้อ4.1.3 ผลการทดสอบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX ซึ่งอ้างอิงกับงานวิจัยของนิพนธ์ วงศ์จินดา [35] ได้ศึกษาการพยากรณ์มูลค่าของธุรกิจอสังหาริมทรัพย์ 1 ปีล่วงหน้า โดยใช้ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ นำมาใช้กับการทดลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐที่ได้ค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด สามารถแสดงผลการทดลองได้ดังนี้

ตารางที่ 4-16 ผลการทดลองค่า RMSE และ MAPE ตัวแปรชนิดต่างๆ ด้วยวิธี ANN

ชนิดข้อมูลตัวแปรภายนอก	จำนวนวันที่พยากรณ์	RMSE	MAPE
ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ	30	0.0097	0.5758
	10	0.0115	0.7544
ตัวแปรภายนอกแบบช่วง	30	0.0226	1.5216
	10	0.0121	0.8518
ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ	30	0.0082	0.5229
	10	0.0056	0.3653

ตารางที่ 4-16 แสดงผลการทดลองหาค่าความผิดพลาดของชนิดตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ แบบช่วง และเชิงคุณภาพ ผลการทดลองสอดคล้องไปแนวทางเดียวกันกับการพยาการณ์ด้วยวิธี SARIMAX ซึ่ง การใช้ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด แต่ในการพยากรณ์แบบจำลองวิธี ANN ตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณให้ผลการทดลองดีกว่าตัวแปรภายนอกแบบช่วง ซึ่งแตกต่างจากวิธี SARIMAX ที่ตัวแปรภายนอกแบบช่วงให้ผลการทดลองดีกว่าตัวแปรภายนอกเชิงปริมาณ อย่างไรก็ตามทั้ง 2 วิธีการพยากรณ์มีผลลัพธ์การทดลองที่ดีที่สุดคือการใช้ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ

4.2.4 ผลการทดสอบสมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ในส่วนนี้จะกล่าวถึงการทดสอบสมมติฐานความสำคัญของตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะทำการทดสอบ 3 วิธีเปรียบเทียบกัน เช่นเดียวกับที่กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.1.4 ผลการทดสอบสมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยแบบจำลอง SARIMAX เพื่อเปรียบเทียบการใช้ตัวแปรภายนอกราคาทองคำเพียงตัวแปรเดียว การใช้ตัวแปรภายนอกเป็นราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเพียงตัวแปรเดียว และการใช้ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำและตลาดหุ้นนิวยอร์ก 2 ตัวแปรในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ ประเมินประสิทธิภาพด้วยเทคนิค RMSE และ MAPE เพื่อเปรียบเทียบว่าชุดข้อมูลใดที่ให้ผลการทดลองที่ดีที่สุดมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

ตารางที่ 4-17 เปรียบเทียบผลการการพยากรณ์ 30 วัน สมมติฐานแปรภายนอกด้วยวิธี ANN

ชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก	RMSE	MAPE
ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำตลาดอเมริกาอย่างเดียว	0.0150	0.9446
ตัวแปรภายนอกเป็นราคาตลาดหุ้นอย่างเดียว	0.0163	1.0312
ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำและราคาตลาดหุ้น	0.0082	0.5229

ตารางที่ 4-17 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งผลการทดลองไปแนวทางเดียวกันกับวิธี SARIMAX คือ การใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร ให้ผลการทดลองที่ดีกว่าการใช้ตัวแปรภายนอกเพียง 1 ตัวแปร ไม่ว่าจะเป็นราคาทองคำเพียงอย่างเดียวหรือราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเพียงอย่างเดียว

ตารางที่ 4-18 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์สมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN

ครั้งที่พยากรณ์	ค่าจริง	XAU	NYSE	XAU/NYSE
1	1.2917	1.30497	1.30497	1.30310
2	1.29286	1.29442	1.29442	1.29471
3	1.30266	1.29682	1.29682	1.29458
4	1.30158	1.29687	1.29687	1.30232
5	1.30441	1.29141	1.29141	1.30602
6	1.311	1.29243	1.29243	1.30136
7	1.30666	1.29444	1.29444	1.30471
8	1.30707	1.29230	1.29230	1.29941
9	1.31453	1.29348	1.29348	1.30182
10	1.31664	1.30205	1.30205	1.30681
11	1.314	1.30358	1.30358	1.30997
12	1.32699	1.29755	1.29755	1.31090
13	1.30779	1.30831	1.30831	1.31181
14	1.30793	1.32056	1.32056	1.31483
15	1.31158	1.30912	1.30912	1.31943
16	1.31795	1.31355	1.31355	1.31867
17	1.31699	1.31528	1.31528	1.31778
18	1.30757	1.31716	1.31716	1.31799
19	1.303	1.31902	1.31902	1.31177
20	1.3038	1.32932	1.32932	1.30081
21	1.30428	1.30877	1.30877	1.30358
22	1.29789	1.31758	1.31758	1.30438
23	1.29397	1.30965	1.30965	1.30735
24	1.30223	1.30401	1.30401	1.29983

-

ตารางที่ 4-19 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์สมมติฐานตัวแปรภายนอกด้วยวิธี ANN (ต่อ)

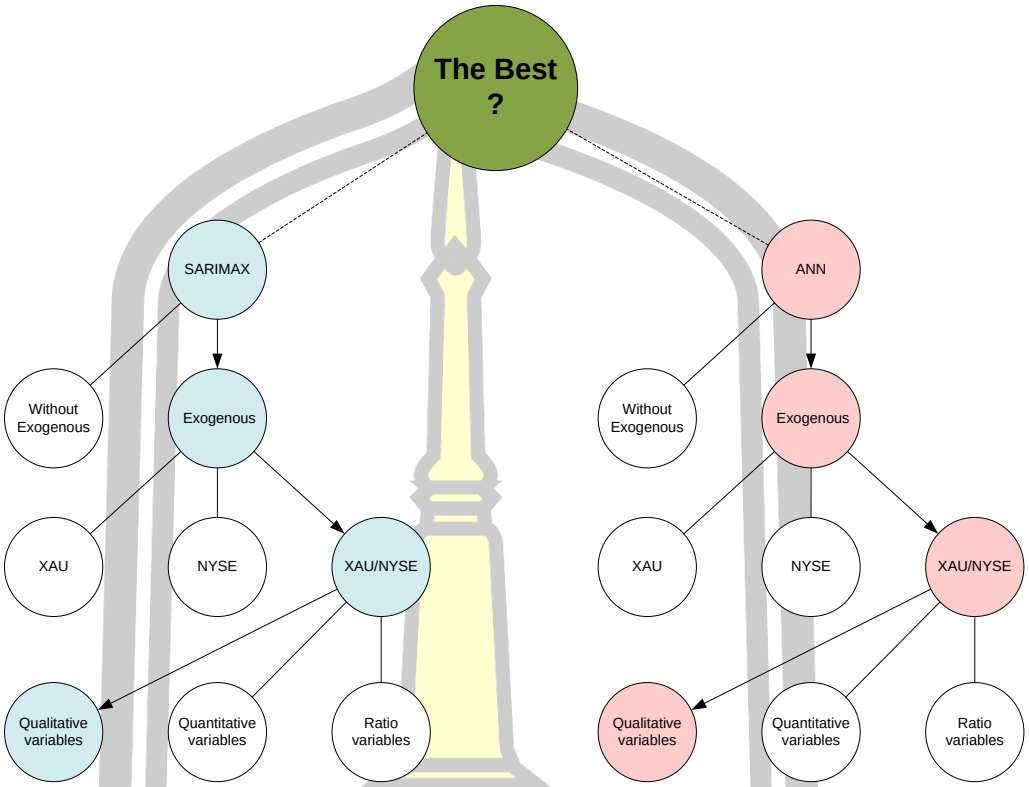
ครั้งที่พยากรณ์	ค่าจริง	XAU	NYSE	XAU/NYSE
25	1.31143	1.30310	1.30310	1.29777
26	1.31256	1.29467	1.29467	1.30475
27	1.30921	1.29109	1.30497	1.30476
28	1.31566	1.28874	1.29442	1.30118
29	1.32043	1.28214	1.29682	1.31207
30	1.32332	1.30131	1.29687	1.31763

ตารางที่ 4-18 และตารางที่ 4-19 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์โดยที่ XAU คือการใช้ราคาทองคำอย่างเดียวเป็นตัวแปรภายนอก NYSE คือการใช้ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กอย่างเดียวเป็นตัวแปรภายนอก และ XAU/NYSE คือการใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กเป็นตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปร ซึ่งผลการพยากรณ์ค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐล่วงหน้า 30 วัน ให้ผลการทดลองพบว่าการใช้ตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปรให้ผลการทดลองที่ดีมากกว่าการใช้ตัวแปรภายนอกเพียงตัวแปรเดียว โดยค่า RMSE เท่ากับ 0.0082 และ MAPE เท่ากับ 0.5229

4.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลอง SARIMAX และ โครง่ประสาทเทียม

เพื่อให้ได้ประสิทธิภาพการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด จึงได้ทดสอบสอบสมมติฐานตัวแปรประเภทต่างๆ ที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อ 4.1 ประเมินประสิทธิภาพและการวิจารณ์ผลที่ได้ด้วยแบบจำลอง SARIMAX และหัวข้อ 4.2 ประเมินประสิทธิภาพและการวิจารณ์ผลที่ได้ด้วยแบบจำลองโครง่ข่ายประสาทเทียม ในหัวข้อนี้จะทำการเปรียบเทียบผลการทดลองระหว่างแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อเปรียบเทียบว่าแบบจำลองใดให้สามารถพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐได้ดีที่สุด สามารถแสดงแผนภาพการทดลองได้ดังนี้

พหุน ปณฺฑิโต ชีเว



ภาพที่ 4-19 สรุปผลการทดลองแบบจำลอง SARIMAX และ ANN

จากภาพที่ 4-19 แสดงแผนภาพการทดลองแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ SARIMAX และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งแบบจำลอง SARIMAX และ ANN มีสมมติฐานและนัยสำคัญของตัวแปรที่เหมือนกันที่ให้ผลการทดลองที่ดีที่สุดคือ ต้องใช้ตัวแปรภายนอก (Exogenous) -> ใช้ตัวแปรภายนอกทั้งสองตัวแปรคือราคาทองคำกับราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก (XAU/NYSE) -> และใช้ตัวแปรภายนอกเชิงคุณภาพ ซึ่งจะทำการเปรียบเทียบผลการทดลองได้ดังนี้

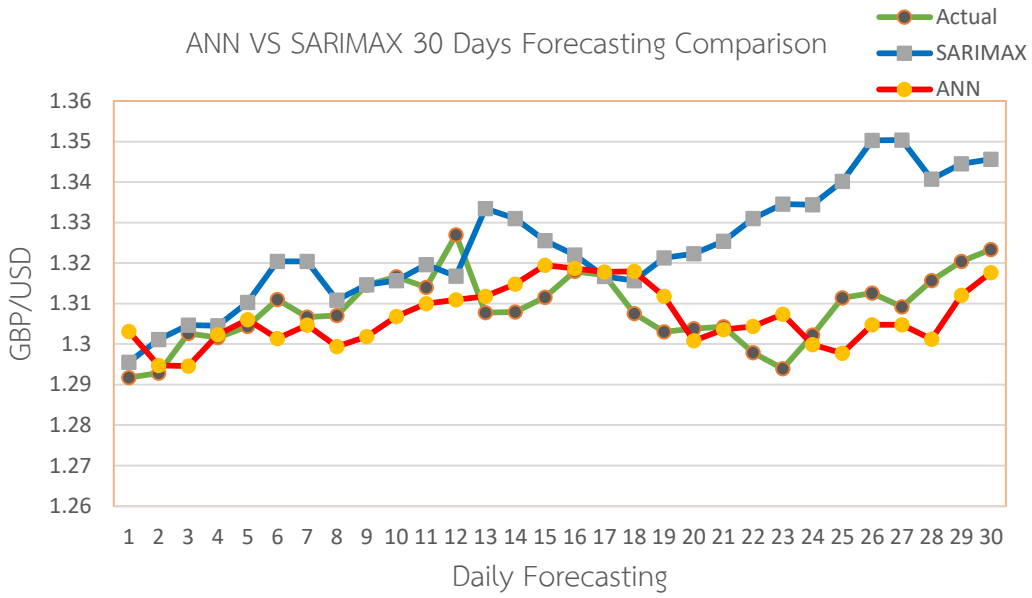
4.3.1 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าแบบจำลอง SARIMAX และ ANN

การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าจะใช้ค่า RMSE และ MAPE เพื่อเปรียบเทียบหาแบบจำลองที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ ANN โดยจะเริ่มพยากรณ์ตั้งแต่วันที่ 7 กันยายน ค.ศ. 2018 ถึงวันที่ 11 ตุลาคม ค.ศ.2018 โดยไม่นับวันหยุดทำการ สามารถแสดงผลการทดลองได้ดังนี้

ตารางที่ 4-20 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าด้วยวิธี SARIMAX และ ANN

ครั้งที่พยากรณ์	Actual	SARIMAX	ANN
1	1.2917	1.29549	1.30310
2	1.29286	1.30112	1.29471
3	1.30266	1.30468	1.29458
4	1.30158	1.30451	1.30232
5	1.30441	1.3103	1.30602
6	1.311	1.3204	1.30136
7	1.30666	1.32045	1.30471
8	1.30707	1.31083	1.29941
9	1.31453	1.31463	1.30182
10	1.31664	1.31569	1.30681
11	1.314	1.31961	1.30997
12	1.32699	1.3168	1.31090
13	1.30779	1.33348	1.31181
14	1.30793	1.331	1.31483
15	1.31158	1.32555	1.31943
16	1.31795	1.32203	1.31867
17	1.31699	1.31671	1.31778
18	1.30757	1.31565	1.31799
19	1.303	1.32132	1.31177
20	1.3038	1.32235	1.30081
21	1.30428	1.3254	1.30358
22	1.29789	1.33103	1.30438
23	1.29397	1.33458	1.30735
24	1.30223	1.33441	1.29983
25	1.31143	1.3402	1.29777
26	1.31256	1.3503	1.30475
27	1.30921	1.35035	1.30476
28	1.31566	1.34073	1.30118
29	1.32043	1.34453	1.31207
30	1.32332	1.34559	1.31763
		MAPE = 1.2359	MAPE = 0.5229
		RMSE = 0.0205	RMSE = 0.0082

ตารางที่ 4-20 แสดงการประเมินประสิทธิภาพเปรียบเทียบกันระหว่างแบบจำลอง SARIMAX และแบบจำลอง ANN โดยแบบจำลอง SARIMAX ได้ค่า MAPE = 1.2359 และ RMSE = 0.0205 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ได้ค่า MAPE = 0.5229 และ 0.0082 เมื่อเปรียบเทียบกันแล้ว ค่า MAPE ของแบบจำลอง ANN มีค่าน้อยแบบจำลอง SARIMAX ถึง 1.2359 - 0.5229 เท่ากับ 0.713 หรือคิดเป็น 2.3 เท่า และค่า RMSE ของแบบจำลอง ANN มีค่าน้อยกว่าแบบจำลอง SARIMAX ถึง 0.0205 0 .0082 เท่ากับ 0.0123 คิดเป็น 2.5 เท่า



ภาพที่ 4-20 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ ANN

การเปรียบเทียบการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ 30 วันล่วงหน้า เป็นการพยากรณ์รายวันล่วงหน้าในระยะยาวจากภาพที่ 4-20 แสดงให้เห็นว่าในการพยากรณ์ระยะยาว 10 วันขึ้นไปแบบจำลอง SARIMAX จะให้ค่าความผิดพลาดมากเมื่อเทียบกับแบบจำลอง ANN ที่ให้ผลการทดลองที่มีค่าความผิดพลาดน้อยในระยะเวลา 10 วันแรกและภาพรวม 30 วัน แบบจำลอง ANN ยังสามารถพยากรณ์ตามเทรนด์ของค่าที่เกิดขึ้นจริงได้ แต่ในการพยากรณ์ระยะเวลา 10 วัน แบบจำลอง SARIMAX ให้ผลการทดลองที่ใกล้เคียงตามเทรนด์กับค่าความเป็นจริงที่เกิดขึ้น จึงสรุปได้ว่าในการพยากรณ์ระยะยาว 10 วันขึ้นไป แบบจำอง ANN มีความเหมาะสมที่ใช้ในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลอง SARIMAX เนื่องจากแบบจำลอง ANN ให้ค่าความผิดพลาดที่น้อยกว่า

4.3.2 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้าแบบจำลอง SARIMAX และ ANN

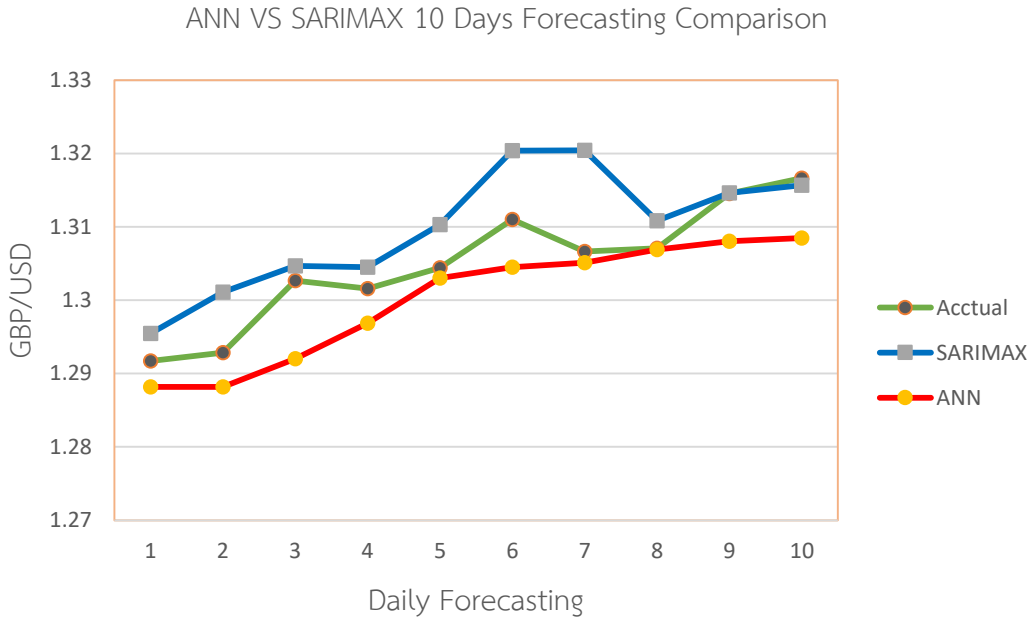
ในส่วนนี้จะเปรียบเทียบผลการทดลองและประเมินประสิทธิภาพด้วยค่า RMSE และ MAPE เพื่อทดสอบผลลัพธ์หาแบบจำลองที่พยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐที่

ให้ค่า RMSE และ MAPE ที่น้อยที่สุด โดยสามารถแสดงตารางค่าพยากรณ์จากแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 10 วันล่วงหน้าสามารถเปรียบเทียบกับค่าที่เกิดขึ้นจริงได้ดังนี้

ตารางที่ 4-21 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้าด้วยวิธี SARIMAX และ ANN

ครั้งที่พยากรณ์	Actual	SARIMAX	ANN
1	1.2917	1.29549	1.28820
2	1.29286	1.30112	1.28820
3	1.30266	1.30468	1.29202
4	1.30158	1.30451	1.29689
5	1.30441	1.3103	1.30304
6	1.311	1.3204	1.30449
7	1.30666	1.32045	1.30513
8	1.30707	1.31083	1.30693
9	1.31453	1.31463	1.30804
10	1.31664	1.31569	1.30847
		MAPE = 0.3904	MAPE = 0.3652
		RMSE = 0.0065	RMSE = 0.0056

ตารางที่ 4-21 แสดงการเปรียบเทียบอัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ 10 วันล่วงหน้า สรุปผลได้ว่าแบบจำลอง SARIMAX ให้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0065 และ MAPE เท่ากับ 0.3904 และแบบจำลอง ANN ให้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0056 และ MAPE เท่ากับ 0.3652 มีค่าใกล้เคียงกันแต่สามารถซึ่งสรุปได้ว่าค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง ANN มีค่าน้อยกว่าแบบจำลอง SARIMAX โดยการพยากรณ์ระยะสั้นน้อยกว่า 10 วัน จะให้ผลการทดลองที่ใกล้เคียงกับแบบจำลอง ANN แต่ในผลการทดลองระยะยาว 30 วัน ค่าความผิดพลาดของ RMSE และ MAPE จะเพิ่มขึ้น 2 เท่าเป็นอย่างน้อย

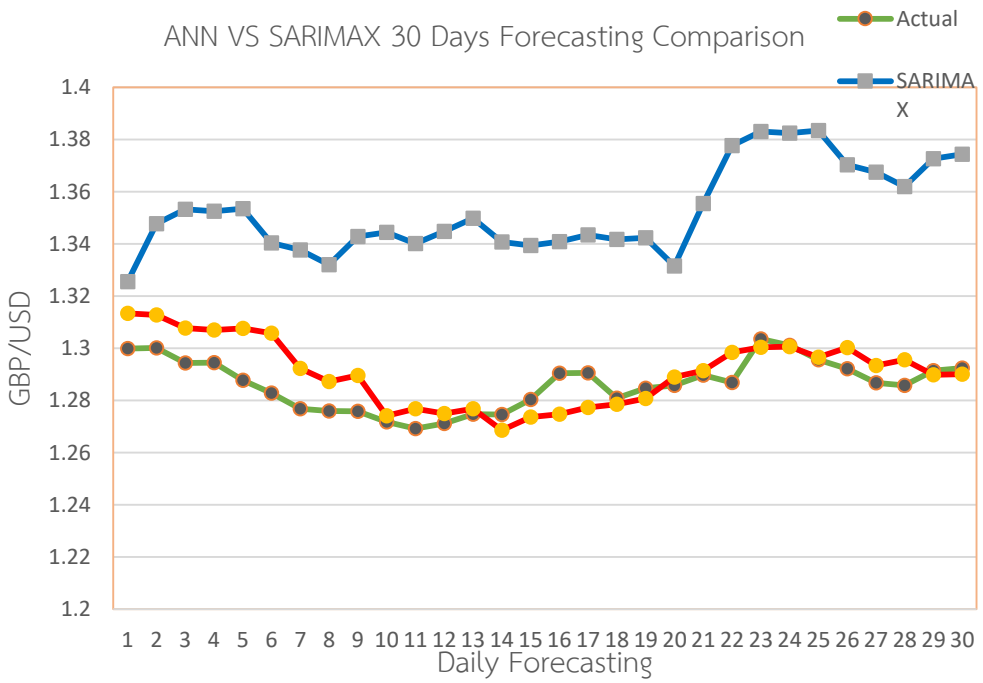


ภาพที่ 4-21 เปรียบเทียบค่าพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ ANN

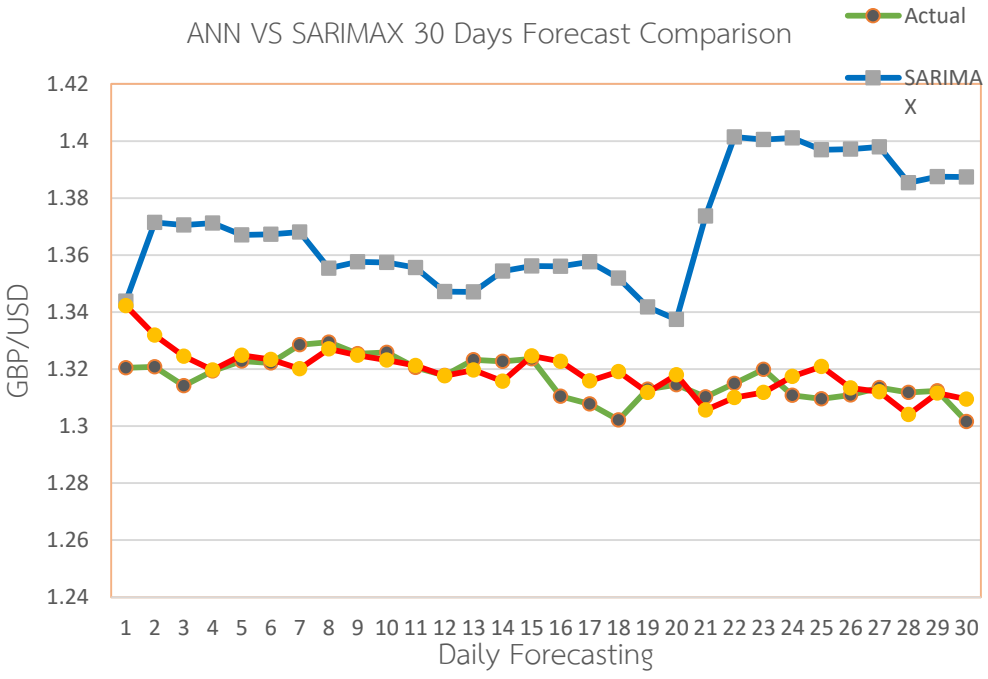
ภาพที่ 4-21 สามารถแสดงให้ว่าทั้งแบบจำลอง SARIMAX และแบบจำลอง ANN สามารถพยากรณ์เทรนด์การขึ้นลงของค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐล่วงหน้าได้ แต่แบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องแม่นยำมากที่สุดคือแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ดังที่ได้แสดงไว้ในตารางที่ 4-21

4.3.3 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ในช่วงเวลาอื่น

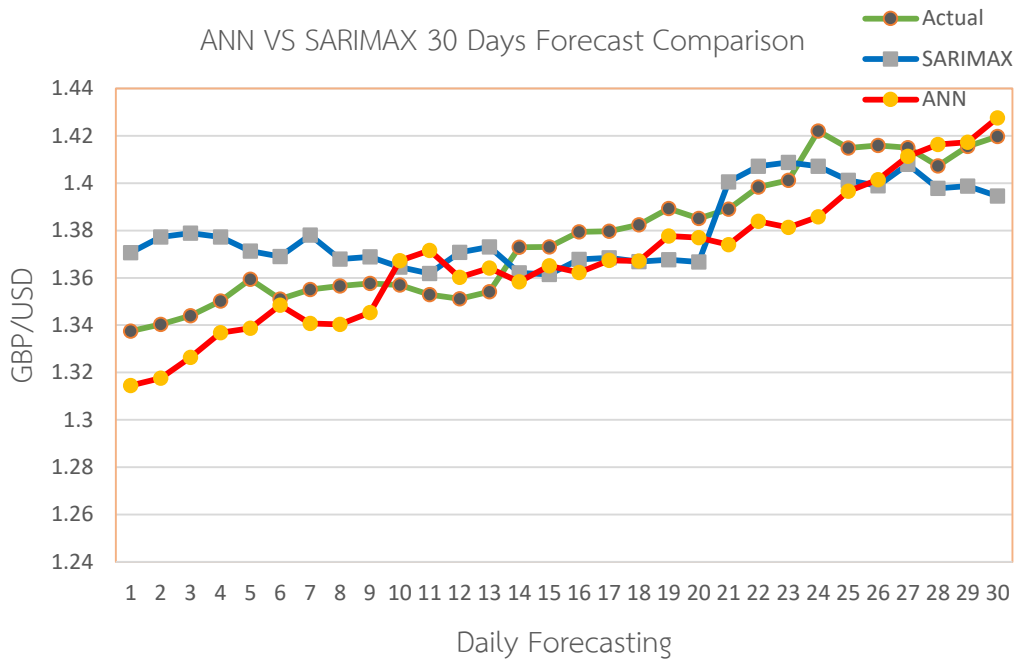
เมื่อได้เปรียบเทียบผลการทดลองในระยะเวลา 30 และ 10 วันล่วงหน้าแล้ว ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการเปรียบเทียบผลการทดลองระหว่างการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยแบบจำลอง SARIMAX และโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดปัญหาผลการทดลองที่มีความเอนเอียง (Bias) จึงได้ทำการทดลองการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่แตกต่างกันและนำเสนอใน 3 ช่วงเวลา สามารถแสดงผลการทดลองได้ดังนี้



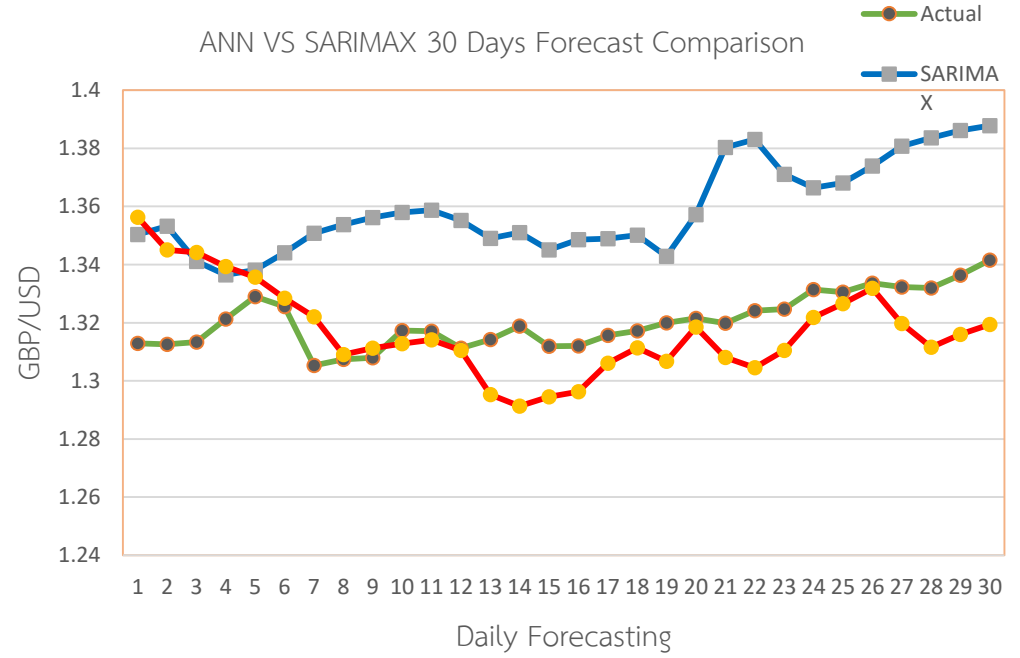
ภาพที่ 4-22 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 8 ส.ค. 2018



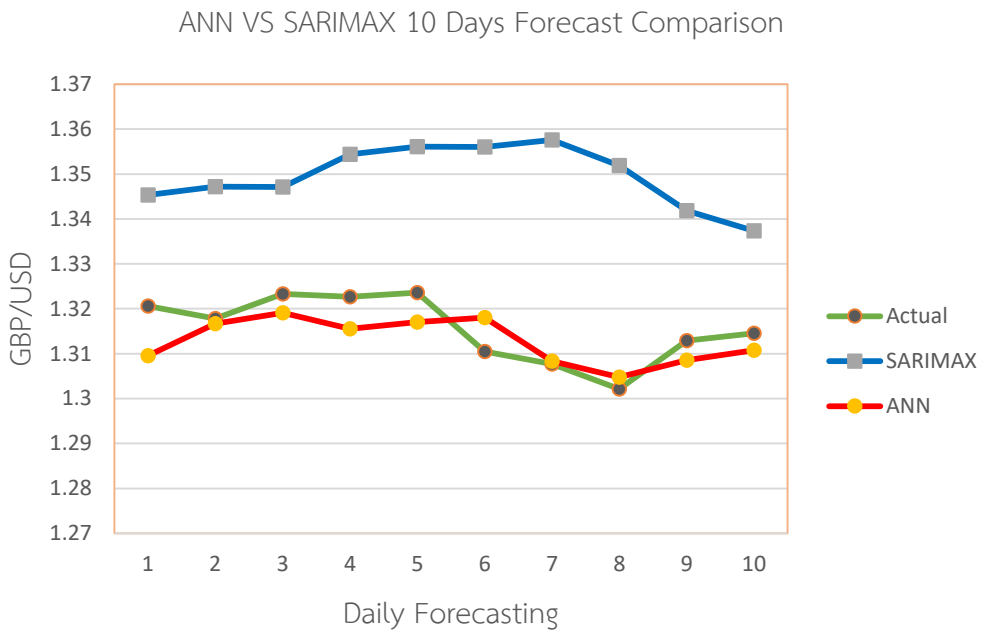
ภาพที่ 4-23 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 29 มิ.ย. 2018



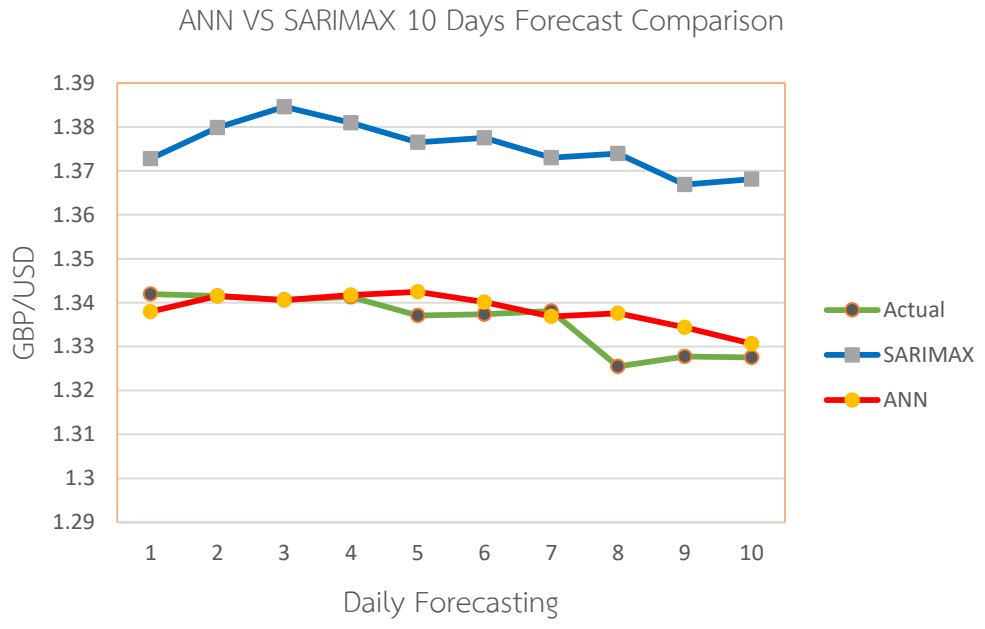
ภาพที่ 4-24 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 26 ธ.ค. 2017



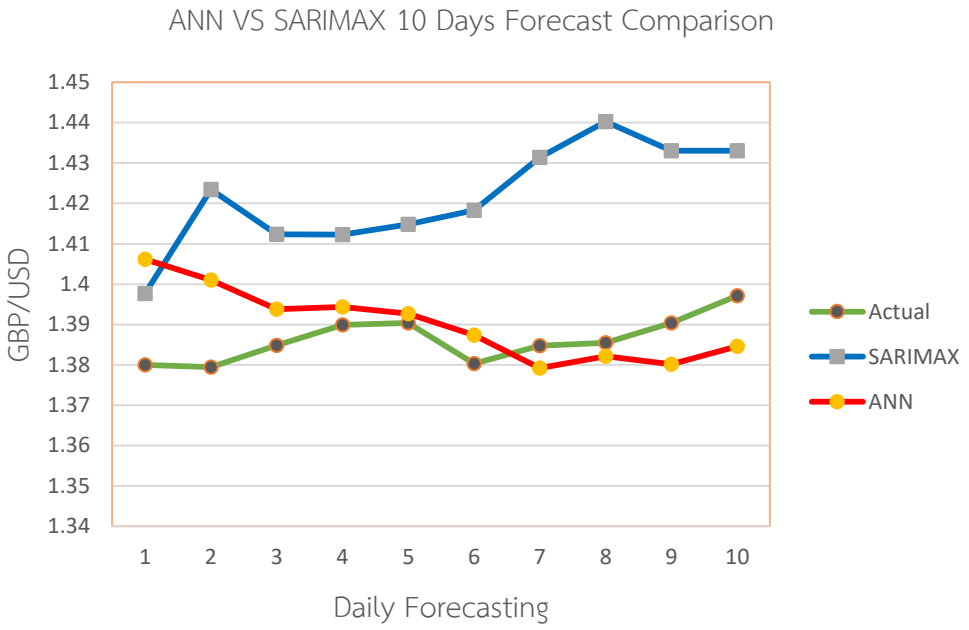
ภาพที่ 4-25 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 30 วันล่วงหน้าวิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 26 พ.ย. 2017



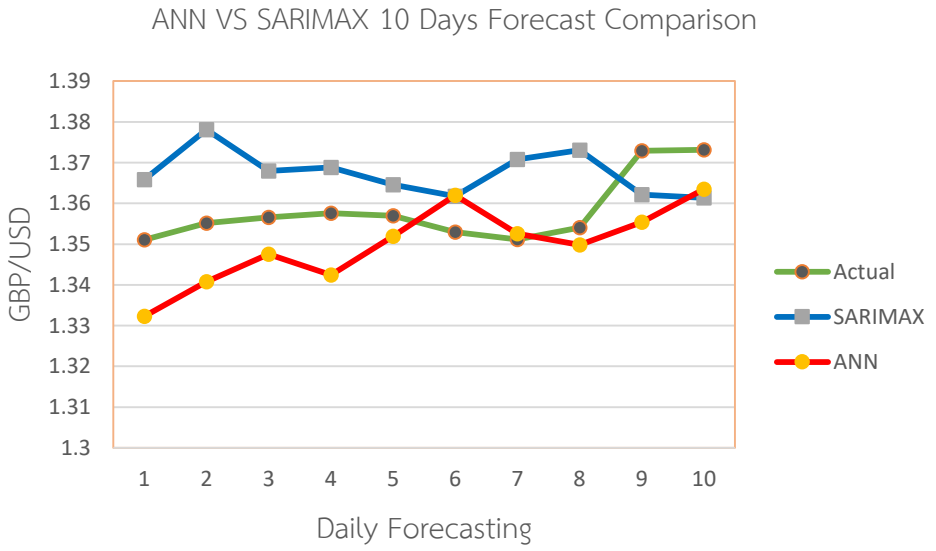
ภาพที่ 4-26 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 10 พ.ย. 2018



ภาพที่ 4-27 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 6 มิ.ย. 2018



ภาพที่ 4-28 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 2 มี.ค. 2018



ภาพที่ 4-29 เปรียบเทียบการพยากรณ์ 10 วันล่วงหน้า วิธี ANN และ SARIMAX เริ่ม 3 ม.ค. 2018

ตารางที่ 4-22 เปรียบเทียบผลการทดลองแบบจำลอง SARIMAX และ ANN

Model	Day Forecast	Date Forecast	RMSE	MAPE
SARIMAX	30	8 ส.ค. 2018	0.0676	5.1468
ANN	30	8 ส.ค. 2018	0.0102	0.6444
SARIMAX	30	29 มิ.ย. 2018	0.0569	3.9633
ANN	30	29 มิ.ย. 2018	0.0077	0.4332
SARIMAX	30	26 ธ.ค. 2017	0.0183	1.2038
ANN	30	26 ธ.ค. 2017	0.0155	1.0139
SARIMAX	30	26 พ.ย. 2017	0.0401	2.9057
ANN	30	26 พ.ย. 2017	0.0172	1.0395
SARIMAX	10	10 พ.ย. 2018	0.0353	2.5811
ANN	10	10 พ.ย. 2018	0.0057	0.3719
SARIMAX	10	6 มิ.ย. 2018	0.0397	2.9607
ANN	10	6 มิ.ย. 2018	0.0057	0.3719
SARIMAX	10	2 มี.ค. 2018	0.0371	2.5531
ANN	10	2 มี.ค. 2018	0.0126	0.7377
SARIMAX	10	3 ม.ค. 2018	0.0146	1.0165
ANN	10	3 ม.ค. 2018	0.0118	0.7664

การทดลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐในช่วงเวลาที่แตกต่างกัน ใช้การพยากรณ์ระยะยาว 30 วันล่วงหน้า และใช้การพยากรณ์ระยะสั้น 10 วันล่วงหน้า สามารถสรุปผลการทดลองได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) สามารถพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐได้ดีกว่า โดยเฉพาะเมื่อพยากรณ์ในระยะยาวแล้วค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง SARIMAX ยิ่งมีค่ามากขึ้นโดยนัยสำคัญ

ผลการทดลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ เริ่มวันที่ 8 สิงหาคม 2018 จากวิธี SARIMAX ได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0676 ค่า MAPE เท่ากับ 5.1468 และผลการทดลองจากวิธี ANN ได้ RMSE เท่ากับ 0.0102 ค่า MAPE เท่ากับ 0.6444 การพยากรณ์ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดน้อยกว่าแบบจำลอง SARIMAX ภาพที่ 4-22 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง SARIMAX ไม่สามารถพยากรณ์เทรนด์การขึ้น-ลง ของค่าเงินได้เลย

4.4 เปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผลการทดลองทั้งแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลอง ANN พบว่าการใช้ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กมีนัยสำคัญทำให้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน

ปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐมีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งหากลองใช้ตัวแปรภายนอกเพียงแค่ตัวแปรเดียวแล้วผลการทดลองมีค่าความผิดพลาดมากขึ้น นอกจากนั้นได้นำผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐเปรียบเทียบงานวิจัยที่ใกล้เคียงกันคืองานวิจัยของ Vincenzo Pacelli [41] ได้นำเสนอเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และแบบจำลอง GARCH พยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินยูโรต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาระหว่างวันที่ 1 มกราคม 1999 ถึง 31 ธันวาคม 2009 โดยมีการใช้ตัวแปรภายนอกร่วมด้วย 7 ตัวแปร คือ ดัชนีตลาดหุ้น Nasdaq ราคาทองคำตลาดอเมริกา ผลตอบแทนเฉลี่ยของพันธบัตรรัฐบาล 5 ปีในอเมริกา ผลตอบแทนเฉลี่ยของพันธบัตรรัฐบาล 5 ปีในยูโรโซน ราคาน้ำมัน ข้อมูลความผันผวนอัตราแลกเปลี่ยน EUR/USD ย้อนหลัง 1 วัน ผลการทดลองการพยากรณ์ของ Vincenzo Pacelli [41] พบว่าการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงิน EUR/USD 23 วันล่วงหน้า ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดน้อยกว่าแบบจำลอง GARCH โดยได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.1179 เมื่อเปรียบเทียบการทดลองด้วยการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อดอลลาร์สหรัฐ GBP/USD โดยใช้ราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์กพยากรณ์ 23 ล่วงหน้าเท่ากันโดยเริ่มพยากรณ์เมื่อวันที่ 7 กันยายน 2018 จะได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0142 ซึ่งมีค่าต่ำกว่าถึง 0.1037 หรือเริ่มพยากรณ์เมื่อวันที่ 1 มกราคม 2018 จะได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0110 ซึ่งมีค่าต่ำกว่าถึง 0.1069 หรือเริ่มพยากรณ์เมื่อวันที่ 1 มิถุนายน 2018 จะได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.0099 ซึ่งมีค่าต่ำกว่าถึง 0.1080 เนื่องจากข้อมูลงานวิจัยของ Vincenzo Pacelli [41] พยากรณ์ไว้คนละช่วงกันจึงได้ทำการเปรียบเทียบกับการพยากรณ์อีก 3 ช่วงเวลาเพื่อป้องกันการเอนเอียงของข้อมูลเลือกผลการทดลองที่ดีที่สุดมาเปรียบเทียบ

งานวิจัยที่ใกล้เคียงกันพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน GBP/USD เช่นเดียวกัน คือ Alejandro Parot และคณะ [42] ได้นำเสนอการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายวันตั้งแต่วันที่ 4 มกราคม 1999 ถึง 30 ธันวาคม 2015 รวมทั้งหมด 4,242 วัน ใช้อัลกอริทึม Back Propagation เช่นเดียวกัน พยากรณ์ล่วงหน้า 42 วัน ได้ผลการทดลองที่ดีที่สุดคือใช้ Neurons per Layer เท่ากับ 5 ได้ค่า RMSE เท่ากับ 0.5718 เมื่อได้ลองเปรียบเทียบกับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน GBP/USD ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ตัวแปรภายนอกเป็นราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก พยากรณ์ในช่วงปีเดียวกัน เริ่มวันที่ 19 พฤศจิกายน 2015 ได้ผลการทดลองค่า RMSE เท่ากับ 0.0212 ได้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่าถึง 0.4966

บทที่ 5
สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง SARIMAX และแบบจำลอง ANN เพื่อนำแบบจำลองที่เหมาะสมไปใช้สำหรับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) 30 วัน และ 10 วัน ล่วงหน้า เพื่อนำเสนอการวิจัยเพื่อพัฒนาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ เปรียบเทียบกันระหว่างแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลอง ANN ด้วยการใช้ตัวแปรภายนอก 2 ตัวแปรคือราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก และนำผลการทดลองของแบบจำลองที่ดีที่สุดไปใช้สำหรับการพยากรณ์

5.1 สรุปกระบวนการ

กระบวนการในการดำเนินการวิจัยนี้แบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลัก ได้แก่ การเตรียมข้อมูล การสร้างแบบจำลอง และการเปรียบเทียบแบบจำลอง

ส่วนที่ 1: การเตรียมข้อมูล เป็นการรวบรวมข้อมูลตัวแประที่จะทำการพยากรณ์คืออัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐและตัวแปรภายนอกคือราคาทองคำและราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก

1) การเตรียมข้อมูล เป็นการเตรียมข้อมูลย้อนหลังและทำการเตรียมข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ (Data Preprocessing) ได้แก่ การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing) การลดข้อมูล (Data Reduction) การทำให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบเดียวกัน (Data Transformation)

2) การวิเคราะห์รูปแบบตัวแปรภายนอก เป็นกระบวนการวิเคราะห์ตัวแปรภายนอก คือ ราคาทองคำ ราคาตลาดหุ้นนิวยอร์ก ให้อยู่เป็นชุดข้อมูลที่เหมาะสมที่ทำให้การพยากรณ์มีค่าความผิดพลาดน้อยลง โดยทำการเปรียบเทียบชุดข้อมูลตัวแปรภายนอก 3 รูปแบบ คือ ชุดข้อมูลเชิงปริมาณ ชุดข้อมูลช่วง และชุดข้อมูลเชิงคุณภาพ

ส่วนที่ 2: การสร้างแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลอง ANN โดยมีกระบวนการดังนี้

1) การสร้างแบบจำลอง SARIMAX เป็นแบบจำลองที่จะต้องการกำหนดค่า p q r(P Q R) S ที่เหมาะสมกับแบบจำลอง ซึ่งค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแบบจำลองนี้คือ 0 0 1(20 0 1)20 โดยมีค่า Constant ที่เหมาะสมเท่ากับ 0.3 โดยใช้ Schwaz Bayesian Information Criteria (SBIC) เพื่อประเมินค่าแบบจำลองว่ามีความเหมาะสมในการนำแบบจำลองไปใช้ในการพยากรณ์หรือไม่

2) การสร้างแบบจำลอง ANN เป็นแบบจำลองกำหนดต้องแบ่งชุดข้อมูลการเรียนรู้ให้เหมาะสมเพื่อป้องกันปัญหา Overfitting และกำหนดอัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการใช้แบบจำลอง ANN ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา งานวิจัยนี้ได้ใช้อัลกอริทึมเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) เป็นอัลกอริทึมในการเรียนรู้เพราะมีความเหมาะสมในการพยากรณ์ [11]

ส่วนที่ 3 เปรียบเทียบผลการทดลอง

เมื่อได้แบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลอง ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์แล้ว ได้นำแบบพยากรณ์ทั้งสองแบบมาเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE และ MAPE เพื่อนำแบบจำลองที่ได้ค่า RMSE และ MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดแสดงถึงการพยากรณ์มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดไปใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ

5.2 สรุปและอภิปรายผล

จากกระบวนการวิจัยการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินปอนด์ต่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐด้วยแบบจำลอง SARIMAX และ แบบจำลอง ANN โดยใช้ข้อมูลชุดเดียวกันรูปแบบเดียวเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ล่วงหน้า 10 วัน และ 30 วัน ในช่วงเวลาที่แตกต่างกันออกไป และใช้การประเมินระสิทธิภาพด้วยค่า RMSE และ MAPE พบว่าแบบจำลอง ANN สามารถทำการพยากรณ์ได้แม่นยำกว่ามีค่าความผิดพลาดน้อยกว่าแบบจำลอง SARIMAX โดยเฉพาะเมื่อพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้ามากกว่า 10 วันขึ้นไปยิ่งทำให้ค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง SARIMAX เพิ่มขึ้นเกือบ 1 เท่าหรือมากกว่าในช่วงเวลาทดลองที่แตกต่างกันออกไป เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง ANN ที่พยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้ามากกว่า 10 วันขึ้นไปค่าความผิดพลาดไม่เพิ่มทวีคูณเป็นเท่าตัวเหมือนกับแบบจำลอง SARIMAX

5.3 ปัญหาและอุปสรรค

ปัญหาที่พบคือการนำข้อมูลมาจากแหล่งข้อมูลที่แตกต่างกันทำให้การจัดเก็บข้อมูลไม่เหมือนกันต้องมีการแปลงข้อมูลให้เป็นรูปแบบเดียวกัน นอกจากนั้นแหล่งข้อมูลจากแหล่งข้อมูลที่ต่างกันจะมีข้อมูลสูญหาย เช่น เก็บข้อมูลในบางวันไม่ได้หรือมีปัญหาเทคนิคอื่นๆ เช่น ช่วงเวลานั้นระบบล่มทำให้ไม่สามารถเก็บข้อมูลได้

5.4 ข้อเสนอแนะ

การแก้ปัญหาให้ผู้บริการเก็บข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเดียวกันไม่สามารถทำได้ จึงต้องแก้ปัญหาด้วยการแปลงรูปแบบข้อมูล (Transformation) เพื่อให้ข้อมูลมีความเหมาะสมในการนำไปใช้กับแบบจำลองต่าง ๆ และในกรณีที่ต้องการเพิ่มความแม่ยำอาจมีการใช้ตัวแปรภายนอกอื่นๆ เพิ่มเติมในอนาคต เช่น อัตราแลกเปลี่ยนค่าเงินหยวนของประเทศจีนซึ่งเป็นประเทศเศรษฐกิจใหญ่เป็นอันดับสองของโลกและเป็นเจ้าหนี้รายใหญ่ของประเทศสหรัฐอเมริกา

บรรณานุกรม

1. Bailey Warren, Chung Y. Peter. "Exchange Rate Fluctuations, Political Risk, and Stock Returns: Some Evidence from an Emerging Market". Journal of Financial and Quantitative Analysis 1995; 30[4]: 541-561.
2. Segal Troy. "Currency Fluctuations: How they Affect the Economy". [online]. 2018 [cited 5 May 2019]; Available from: https://www.investopedia.com/articles/forex/080613/effects-currency-fluctuations-economy.asp.
3. Little Todd D., Wei William W. S. "Time Series Analysis". Oxford: Oxford University; 2013.
4. Panda Mrutyunjaya, Patra Manas Ranjan. "NETWORK INTRUSION DETECTION USING NAÏVE BAYES". 2007: 7.
5. Xin Yao. "Evolving artificial neural networks". Proceedings of the IEEE 1999; 87[9]: 1423-1447.
6. Dr. Sindhu Dr Sindhu. "A study on impact of select factors on the price of Gold". IOSR Journal of Business and Management 2013; 8[4]: 84-93.
7. Tsai I. Chun. "The relationship between stock price index and exchange rate in Asian markets: A quantile regression approach". Journal of International Financial Markets, Institutions and Money 2012; 22[3]: 609-621.
8. วชิราภรณ์ แก้วมาตย์, ดร.สุรชัย จันทร์จรัส. "การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ดัชนีราคาหลักทรัพย์". วารสารวิจัย มข. มส. (บศ.) 2556: 108-114.
9. ไววิทย์ พานิชอัศดร, มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ. "การพยากรณ์ยอดขายปลีกแก๊สรถยนต์ ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม". JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND TECHNOLOGY 2560; 7[1]: 42-49.
10. Whittington James C. R., Bogacz Rafal. "An Approximation of the Error Backpropagation Algorithm in a Predictive Coding Network with Local Hebbian Synaptic Plasticity". Neural computation 2017; 29[5]: 1229-1262.

11. ชุลีพร เจี๊ยบนา. "การศึกษาความสัมพันธ์และการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนที่มาจากปัจจัยต่าง ๆ" [การค้นคว้าอิสระบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาธุรกิจระหว่างประเทศ]. ปทุมธานี: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี; 2549.

12. Putra A. R. P., Permanasari A. E., Fauziati S. "I forex trend prediction technique using multiple indicators and multiple pairs correlations DSS: A software design". in 2016 8th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE). 2016.

13. Eng M. H., Li Y., Wang Q., Lee T. H. "Forecast Forex with ANN Using Fundamental Data". in 2008 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering. 2008. pp. 279-282.

14. Sidehabi Sitti Wetenriajeng, Indrabayu, Tandungan Sofyan. "Statistical and Machine Learning approach in forex prediction based on empirical data". in 2016 International Conference on Computational Intelligence and Cybernetics. 2016, IEEE: Makassar, Indonesia. pp. 63-68.

15. Khadjeh Nassirtoussi Arman, Aghabozorgi Saeed, Ying Wah Teh, Ngo David Chek Ling. "Text mining of news-headlines for FOREX market prediction: A Multi-layer Dimension Reduction Algorithm with semantics and sentiment". Expert Systems with Applications 2015; 42[1]: 306-324.

16. Miller George A. "WordNet: A Lexical Database for English". Commun. ACM 1995; 38[11]: 39–41.

17. Jeong Yoonjae, Myaeng Sung-Hyon. "Using WordNet Hypernyms and Dependency Features for Phrasal-Level Event Recognition and Type Classification". in Advances in Information Retrieval, Pavel Serdyukov, Pavel Braslavski, Sergei O. Kuznetsov, Jaap Kamps, Stefan Rüger, Eugene Agichtein, Ilya SegalovichEmine Yilmaz, Editors. 2013, Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg. pp. 267-278.

18. Ahmed Jameel, Straetmans Stefan. "Predicting exchange rate cycles utilizing risk factors". Journal of Empirical Finance 2015; 34: 112-130.

19. Staff Investopedia. "Ted Spread". [online]. 2003 [cited 10 July 2018]; Available from: https://www.investopedia.com/terms/t/tedspread.asp.

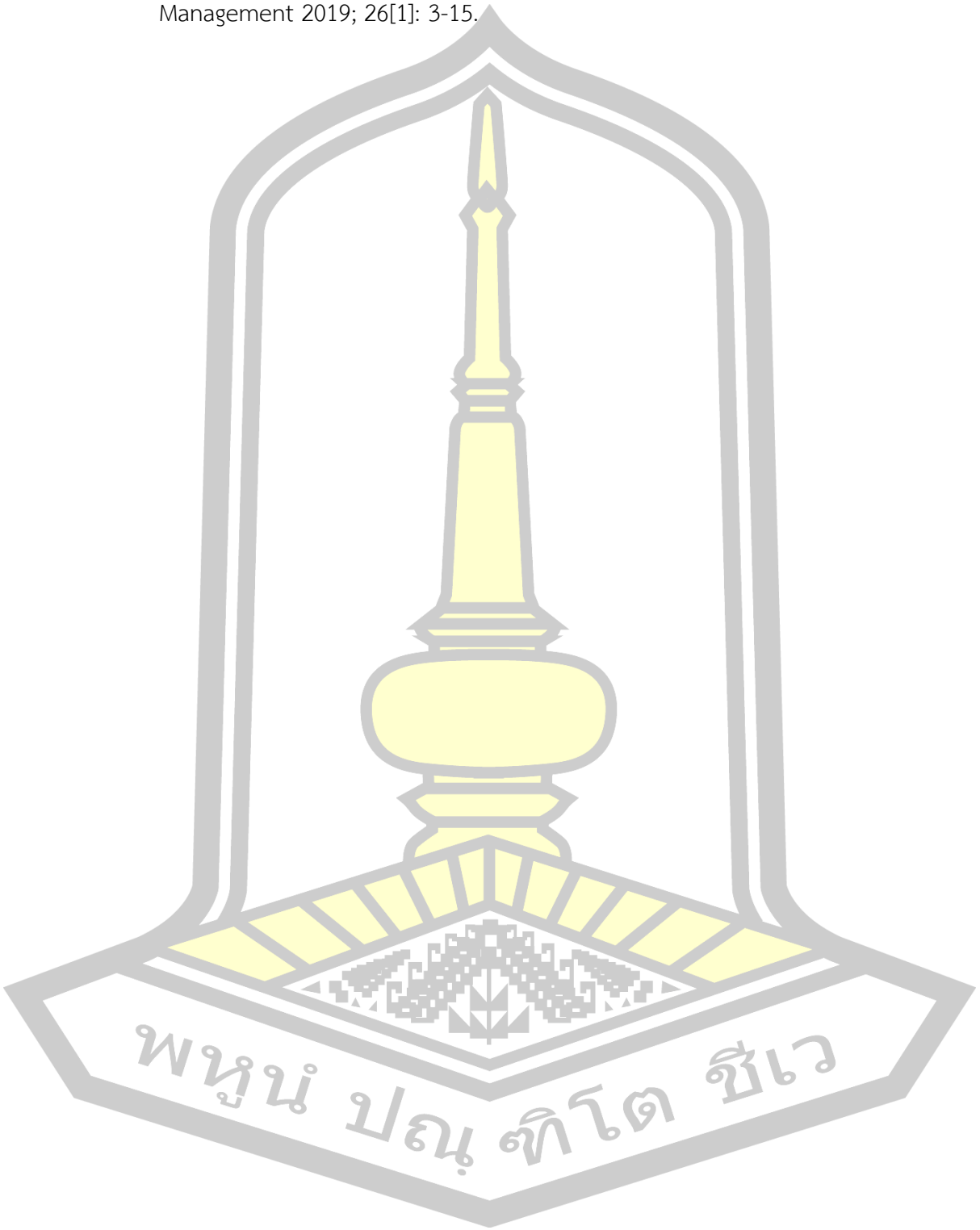
20. AsianBondsOnline. "Glossary Definition". [online]. 2017 [cited 5 May 2018]; Available from:

https://asianbondsonline.adb.org/regional/guides/definition.php?term=Interest+Rate+Spread.

21. Bry Gerhard, Boschan Charlotte. "Cyclical Analysis of Time Series: Selected Procedures and Computer Programs". [online]. 1971 [cited 5 December 2019]; Available from: https://EconPapers.repec.org/RePEc:nbr:nberbk:bry_71-1.
22. Lee Yunli, Tiong Leslie Ching Ow, Ngo David Chek Ling. "Hidden Markov Models for Forex Trends Prediction". in 2014 International Conference on Information Science & Applications (ICISA). 2014, IEEE: Seoul, South Korea. pp. 1-4.
23. นิภาพร ลิ้มกุลสวัสดิ์. "การเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์ราคาทองคำแท่งโดยวิธีอารีมา" [สารนิพนธ์เศรษฐศาสตร์การจัดการ]. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ; 2552.
24. นิตินัย รุ่งจินดารัตน์, นลินี พานสายตา. "การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวรัสเซียที่เดินทางเข้ามาในประเทศไทยโดยตัวแบบ SARIMA". Dusit Thani College Jo urnal 2559; 10[1]: 180-191.
25. Boonkong Dhakonlayodhin, Yupaporn Areepong. "A comparison of forecasting models of stock price using ARIMA and ARIMAX models". Huachiew Chalermprakiet Science and Technology Journal 2018; 4[1].
26. Chen Yongsheng, Tjandra Stevanus. "Daily Collision Prediction with SARIMAX and Generalized Linear Models on the Basis of Temporal and Weather Variables". Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board 2014; 2432[1]: 26-36.
27. อดิเรก จันทร์สด. "การเปรียบเทียบความแม่ยำในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศระหว่างแบบจำลองนิวรอลเน็ตเวิร์ค แบบจำลองอารีมา แบบจำลองการ์ชเอ็ม" [บัณฑิตวิทยาลัยมหาวิทยาลัยเชียงใหม่]. เชียงใหม่: มหาวิทยาลัยเชียงใหม่; 2550.
28. Dash Rajashree. "An improved shuffled frog leaping algorithm based evolutionary framework for currency exchange rate prediction". Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 2017; 486: 782-796.
29. Kayal Abdulah. "A Neural Networks filtering mechanism for foreign exchange trading signals". 2010.
30. วุฒิ สุขเจริญ. "การดำเนินการกับข้อมูลขาดหาย". วารสารร่มพฤกษ์ มหาวิทยาลัยเกริก 2559; 33[2]: 12-32.

31. Heroes Trading. "What is Volume in Forex Trading?". [online]. 2017 [cited 30 August 2018]; Available from: https://www.tradingheroes.com/forex-trading-volume.
32. Staff Investopedia. "Adjusted Closing Price %U ". [online]. 2007 [cited 11 May 2018]; Available from: https://www.investopedia.com/terms/a/adjusted_closing_price.asp.
33. Staff Investopedia. "Volume". [online]. Investopedia 2003 [cited 11 May 2018]; Available from: https://www.investopedia.com/terms/v/volume.asp.
34. Moritz Steffen, Bartz-Beielstein Thomas. "imputeTS: Time Series Missing Value Imputation in R". R Journal 2017; 9[1]: 207-218.
35. นิพนธ์ วงศ์จินดา. "การเติบโตทางเศรษฐกิจและการพัฒนาอสังหาริมทรัพย์ส่วนภูมิภาคของไทย กรณีศึกษา: ภาคใต้ จังหวัดภูเก็ตและสงขลา". วารสารวิจัยและพัฒนา วไลยอลงกรณ์ ในพระบรมราชูปถัมภ์ 2560; 12[2]: 245-256.
36. Etuk Ette. "A Subset SARIMA Model For Daily Euro-Dollar Exchange Rates". 2015: 113-124.
37. ผุสดี บุญรอด, กรวัฒน์ พลเยี่ยม. "A Cassava Price Forecasting Model Using a Multi-Layer Artificial Neural Network". วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี 2560; 25[3]: 533-543.
38. H Saima, Jaafar J., Belhaouari S., Jillani T. A. "ARIMA based Interval Type2 Fuzzy Model for Forecasting". International Journal of Computer Applications 2011; 28[3]: 17-21.
39. Ramli M. F., Junoh A. K. "Elliott Wave Pattern Recognition for Forecasting GBP/USD Foreign Exchange Market". 10[1]: 5.
40. Dash Rajashree. "Performance analysis of an evolutionary recurrent Legendre Polynomial Neural Network in application to FOREX prediction". Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences 2017.
41. Pacelli Vincenzo. "Forecasting Exchange Rates : a Comparative Analysis Vincenzo Pacelli". 2012.
42. Parot Alejandro, Michell Kevin, Kristjanpoller Werner D. "Using Artificial Neural Networks to forecast Exchange Rate, including VAR-VECM residual analysis and

prediction linear combination". Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management 2019; 26[1]: 3-15.



พหุน ปณฺ ฑิโต ชีเว

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายธนศักดิ์ ท่อนโพธิ์
วันเกิด	20 ธันวาคม 2528
สถานที่เกิด	อำเภอเมือง จังหวัดมหาสารคาม
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	28 ถนนนครสวรรค์ 58 ตำบลตลาด อำเมืองมหาสารคาม จังหวัดมหาสารคาม 44000
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	เจ้าหน้าที่สินเชื่อ
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	สหกรณ์ออมทรัพย์สาธารณสุขมหาสารคาม จำกัด
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2551 วิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม พ.ศ. 2563 วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ผลงานวิจัย	Tonpo T, Keanumponpun M. Forex Forecasting with Gold Price and Indicator Machine Learning. Proceeding of The Twenty-Fourth International Symposium on Artificial Life and Robotics 2019 (AROB 24th 2019)

พหูน ปณฺฑิโต ชีเว