การพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้อนุกรมเวลา

วิทยานิพนธ์

ของ

สมร เหล็กกล้า

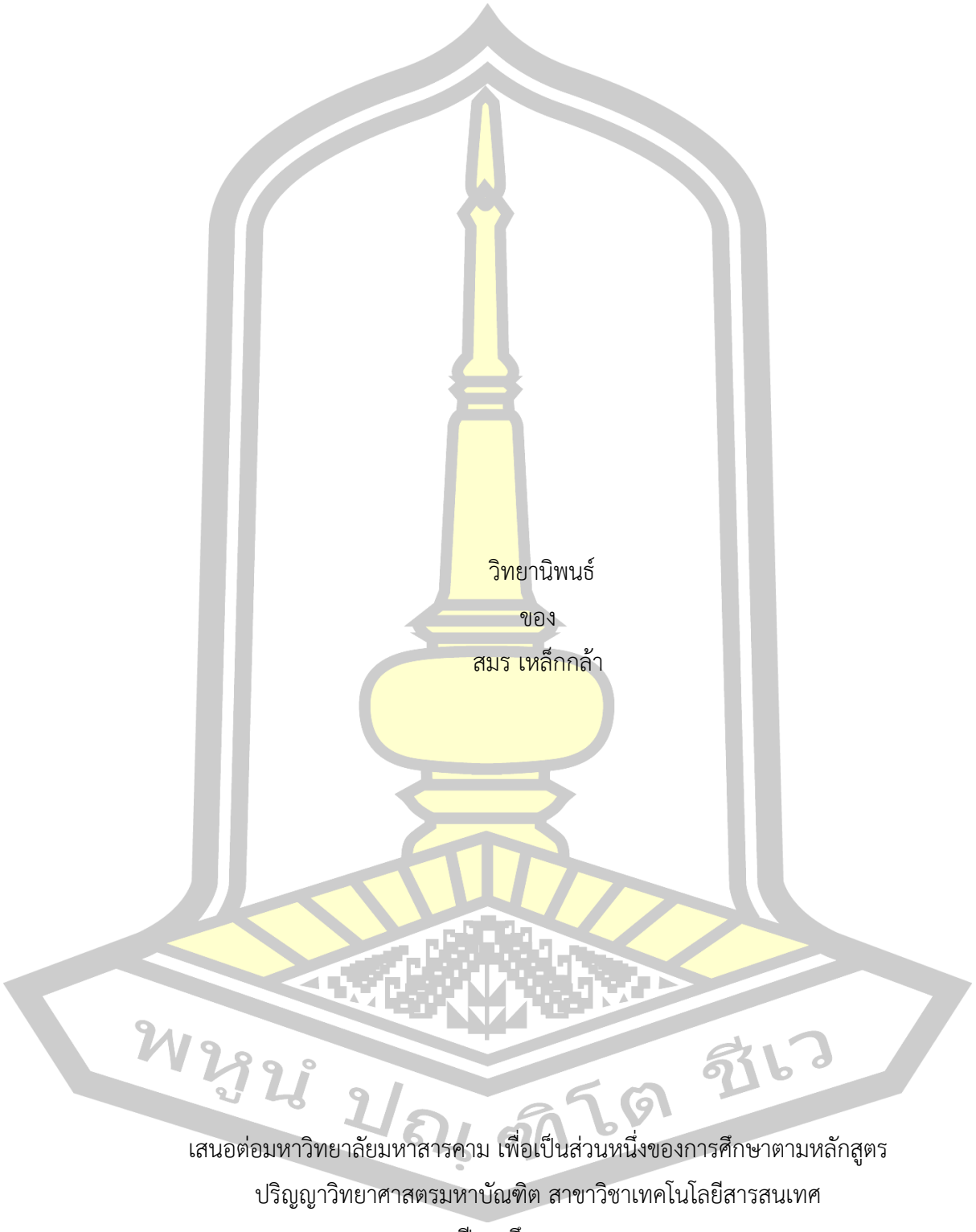
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

ปีการศึกษา 2561

สงวนลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้อนุกรมเวลา



วิทยานิพนธ์

ของ

สมร เหล็กกล้า

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

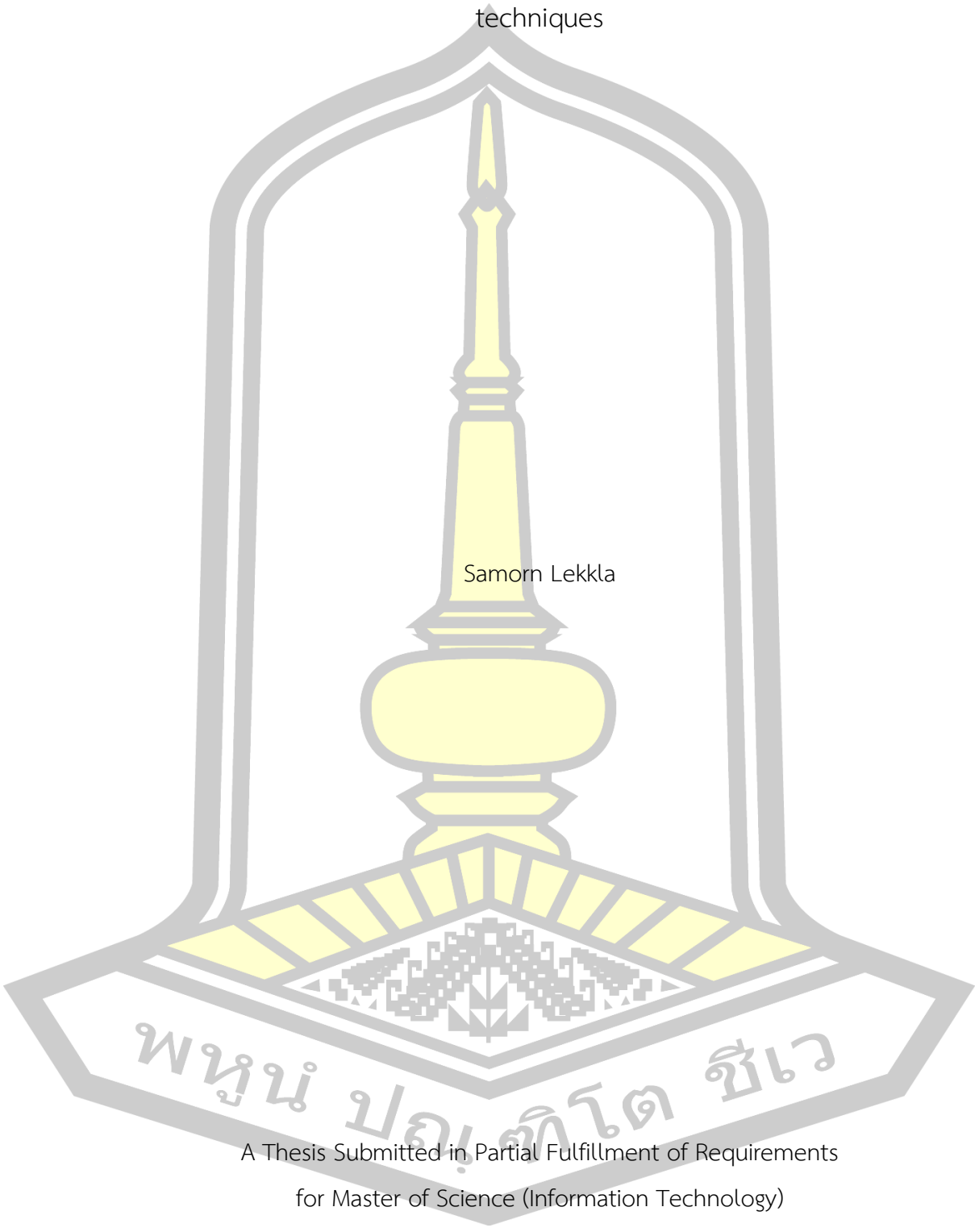
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

ปีการศึกษา 2561

สงวนลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Forecasting the trend of foreign exchange rates using time series analysis techniques

Samorn Lekkla



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements

for Master of Science (Information Technology)

Academic Year 2018

Copyright of Mahasarakham University

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายสมร เหล็กกล้า แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

---------- ประธานกรรมการ
(ผศ. ดร. แกมกาญจน์ สมประเสริฐศรี)

---------- อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ผศ. ดร. จารี ทองคำ)

---------- กรรมการ
(ดร. สาธิต แสงประดิษฐ์)

---------- กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก
(รศ. ดร. สิทธิชัย บุษหมั่น)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

---------- ----------
(ผศ. ดร. สุจิน บุตรดีสุวรรณ) (ผศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)
คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย
วัน_____เดือน____ปี_____

พหุน ปณฺฑิโต ธีโร

ชื่อเรื่อง การพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้อนุกรมเวลา
ผู้วิจัย สมร เหล็กกล้า
อาจารย์ที่ปรึกษา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. จารี ทองคำ
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต **สาขาวิชา** เทคโนโลยีสารสนเทศ
มหาวิทยาลัย มหาวิทยาลัยมหาสารคาม **ปีการศึกษา** 2561

บทคัดย่อ

การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราจากการอ้างอิงราคาจากตลาดการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศนั้นเป็นงานวิจัยที่ท้าทาย โดยการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราจะทำประโยชน์อย่างยิ่งต่อนักลงทุน ปัจจุบันเทคนิคอนุกรมเวลาเข้ามามีบทบาทในการพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์อัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยใช้ข้อมูล แนวโน้มขาขึ้นของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา ตั้งแต่เดือนกุมพาพันธ์ พ.ศ.2014 ถึง เดือนมกราคม พ.ศ. 2017 ในงานวิจัยนี้ 4 เทคนิคที่มีประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ คือ Linear Regression (LR), Multi-Layer 9 Perceptron (MLP), Support Vector Machine Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR) ในการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่สร้างขึ้น Sliding Windows ได้ถูกนำมาใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นชุดข้อมูลการเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบ 12 รอบของ Sliding Windows ถูกนำมาใช้เพื่อลดความแปรปรวนของผลการทดลองด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ และรากกำลังสองสัมพัทธ์มีความผิดพลาดได้ถูกนำมาใช้การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองนั้นพบว่าเทคนิค SMOR สามารถพยากรณ์อัตราแนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศได้ดีเพราะเมื่อทำการประมวลผลความผิดพลาดในการพยากรณ์มีความเหมาะสมมากที่สุด ในการพยากรณ์อัตราแนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ด้วยค่า MAE และค่า RMSE มีค่าเข้าใกล้ 0 มากที่สุด

คำสำคัญ : อัตราแลกเปลี่ยน, การพยากรณ์, อนุกรมเวลา

TITLE Forecasting the trend of foreign exchange rates using time series analysis techniques

AUTHOR Samorn Lekkla

ADVISORS Assistant Professor Jaree Thongkam , Ph.D.

DEGREE Master of Science **MAJOR** Information Technology

UNIVERSITY Mahasarakham University **YEAR** 2018

ABSTRACT

Forecasting exchange rates from the foreign exchange market is a challenging research. The exchange rate forecast will be very beneficial to investors. Currently, time series techniques play a role in forecasting future data. The purpose of this research is to study and compare the efficiency of the models for predicting foreign exchange rates.In this paper, Using the upward trend of exchange rates. From. February 2014 to January 2017 were used. four techniques including Linear Regression (LR), Multi-Layer 9 Perceptron (MLP), Support Vector Machine Regression (SVMR) and Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR) were employed. Sliding Windows was used to divide data into learning and testing sets. In this paper, 12 rounds of sliding windows were used to reduce the variance of experiment results. Moreover, Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE) Has been used to measure the efficiency of the model, which found that the SMOR technique can better claim different exchange rate expectations while processing the most demanding forecast errors in Rate announcement Exchanged with MAE and RMSE values of 0%

Keyword : Exchange rate, Forecasting, Time series

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับความกรุณาอย่างสูงจาก ผศ.ดร. จารี ทองคำ อาจารย์ที่ปรึกษางานวิจัย ที่กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนปรับปรุงแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่อย่างดียิ่ง ผู้วิจัยตระหนักถึงความตั้งใจจริงและความทุ่มเทของอาจารย์ และขอกราบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ ผศ.ดร.แกมกาญจน์ สมประเสริฐศรี รศ.ดร.สิทธิชัย บุษหมั่น และ อาจารย์ ดร.สาธิต แสงประดิษฐ์ ที่กรุณาเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์และให้คำปรึกษาตลอดจนคำแนะนำต่างๆ รวมถึงทุกท่านที่มีส่วนช่วยให้งานวิจัยนี้สำเร็จลงได้ด้วยดีผู้วิจัยขอขอบคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาศนี้

อนึ่ง ผู้วิจัยหวังว่า งานวิจัยฉบับนี้จะมีประโยชน์อยู่ไม่น้อย จึงขอมอบส่วนดีทั้งหมดนี้ ให้แก่เหล่าคณาจารย์ ที่ได้ประสิทธิประสาทวิชาจนทำให้ผลงานวิจัยเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่เกี่ยวข้อง และขอมอบความกตัญญูกตเวทิตาคุณ แด่บิดา มารดา และผู้มีพระคุณทุกท่าน สำหรับข้อบกพร่องต่างๆ ที่อาจจะเกิดขึ้นนั้น ผู้วิจัยขอน้อมรับผิดเพียงผู้เดียว และยินดีที่จะรับฟังคำแนะนำจากทุกท่านที่ได้เข้ามาศึกษาเพื่อประโยชน์ในการพัฒนางานวิจัยนี้ต่อไป

สมร เหล็กกล้า

พหูน ปณฺฑิโต ชีเว

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ

กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ

สารบัญ ..... ช

สารบัญตาราง ..... ฌ

สารบัญภาพประกอบ ..... ฎ

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความสำคัญของงานวิจัย 1

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 2

1.3 ความสำคัญของงานวิจัย 2

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย 2

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ 3

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 4

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 4

2.1.1 Foreign Exchange 4

2.1.2 วิธีการซื้อขาย 5

2.1.3 การพยากรณ์ 5

2.1.4 ข้อมูลอนุกรมเวลา 5

2.1.5 เทคนิคอนุกรมเวลา 8

2.1.6 การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง 12

2.1.7 การประเมินค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ 13

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง....14
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย....18
3.1 การเตรียมข้อมูล....18
3.2 การทำกระบวนการก่อนการสร้างแบบจำลอง....19
3.3 การสร้างแบบจำลอง....21
3.4 การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง....27
บทที่ 4 ผลการวิจัย....29
บทที่ 5 สรุป วิจารณ์และข้อเสนอแนะ....65
5.1 สรุปและวิจารณ์....65
5.2 ข้อเสนอแนะ....66
บรรณานุกรม....67
ประวัติผู้เขียน....71

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

สารบัญตาราง

ตารางที่ 3.1 คำอธิบายตัวแปรและชนิดของตัวแปร 19

ตารางที่ 4.1 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน EUR/USD 30

ตารางที่ 4.2 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน GBP/USD.....31

ตารางที่ 4.3 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน NZD/USD.....32

ตารางที่ 4.4 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน UHF/CHF 33

ตารางที่ 4.5 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน USD/JYP.....34

ตารางที่ 4.6 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นทุกคู่สกุลเงิน 35

ตารางที่ 4.7 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน EUR/USD 36

ตารางที่ 4.8 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน GBP/USD.....37

ตารางที่ 4.9 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน NZD/USD.....38

ตารางที่ 4.10 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน UHF/CHF.....39

ตารางที่ 4.11 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน USD/JYP.....40

ตารางที่ 4.12 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยรากที่สองของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์กำลังสอง (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นทุกคู่สกุลเงิน.....40

ตารางที่ 4.13 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน EUR/USD 42

ตารางที่ 4.14 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน GBP/USD 43

ตารางที่ 4.15 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD.....44

ตารางที่ 4.16 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน UHF/CHF 45

ตารางที่ 4.17 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน USD/JYP 46

ตารางที่ 4.18 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงทุกคู่สกุลเงิน.....47

ตารางที่ 4.19 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน EUR/USD 48

ตารางที่ 4.20 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน GBP/USD.....49

ตารางที่ 4.21 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD.....50

ตารางที่ 4.22 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน UHF/CHF 51

ตารางที่ 4.23 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน USD/JYP.....52

ตารางที่ 4.24 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยรากที่สองของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์กำลังสอง (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงทุกคู่สกุลเงิน 53

สารบัญภาพประกอบ

ภาพประกอบที่ 2.1 กราฟอนุกรมเวลาที่มีค่าแนวโน้มเป็นส่วนประกอบ....6
ภาพประกอบที่ 2.2 กราฟอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาล....7
ภาพประกอบที่ 2.3 กราฟอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรของวัฏจักรเป็นส่วนประกอบ....8
ภาพประกอบที่ 2.4 กราฟอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรที่ผิดปกติเป็นส่วนประกอบ....8
ภาพประกอบที่ 2.5 Linear Regression....9
ภาพประกอบที่ 2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น....11
ภาพประกอบที่ 2.7 การแบ่งชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบด้วย Sliding Windows....12
ภาพประกอบที่ 3.1 ตัวอย่างชุดข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราช่วงเวลา....18
ภาพประกอบที่ 3.2 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน EUR/USD....19
ภาพประกอบที่ 3.3 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน GBP/USD....20
ภาพประกอบที่ 3.4 ราคาซื้อคู่สกุลเงิน NZD/USD....20
ภาพประกอบที่ 3.5 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน USD/CHF....21
ภาพประกอบที่ 3.6 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน USD/JPY....21
ภาพประกอบที่ 3.7 พารามิทเตอร์ของเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น....22
ภาพประกอบที่ 3.8 พารามิทเตอร์ของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น23
ภาพประกอบที่ 3.9 พารามิทเตอร์ของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย....25
ภาพประกอบที่ 3.10 พารามิทเตอร์ของเทคนิค Sequential Minimal Optimization for Regression....26
ภาพประกอบที่ 3.11 การพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราด้วยหลักการ sliding windows รายวัน....27
ภาพประกอบที่ 4.1 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาขึ้นรายสัปดาห์....54
ภาพประกอบที่ 4.2 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาขึ้นรายสัปดาห์....54
ภาพประกอบที่ 4.3 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาขึ้นรายสัปดาห์....55

ภาพประกอบที่ 4.4 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาขึ้นรายสัปดาห์.....55
ภาพประกอบที่ 4.5 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาขึ้นรายสัปดาห์.....56
ภาพประกอบที่ 4.6 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาลงรายสัปดาห์.....56
ภาพประกอบที่ 4.7 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาลงรายสัปดาห์.....57
ภาพประกอบที่ 4.8 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาลงรายสัปดาห์.....57
ภาพประกอบที่ 4.9 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาลงรายสัปดาห์.....58
ภาพประกอบที่ 4.10 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาลงรายสัปดาห์.....58
ภาพประกอบที่ 4.11 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาขึ้นรายเดือน.....59
ภาพประกอบที่ 4.12 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาขึ้นรายเดือน.....59
ภาพประกอบที่ 4.13 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาขึ้นรายเดือน.....60
ภาพประกอบที่ 4.14 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาขึ้นรายเดือน.....60
ภาพประกอบที่ 4.15 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาขึ้นรายเดือน.....61
ภาพประกอบที่ 4.16 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาลงรายเดือน.....61
ภาพประกอบที่ 4.17 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาลงรายเดือน.....62
ภาพประกอบที่ 4.18 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาลงรายเดือน.....62
ภาพประกอบที่ 4.19 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาลงรายเดือน.....63
ภาพประกอบที่ 4.20 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาลงรายเดือน.....63

พหุน ปณฺ ฑิโต ชีเว

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความสำคัญของงานวิจัย

นักลงทุนส่วนใหญ่หันมาสนใจลงทุนตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ หรือ Forex เป็นหนึ่งในตลาดซื้อ ขาย ที่ใหญ่ที่สุดในโลกโดยมีปริมาณการซื้อขายต่อวันมีมูลค่าเกือบ 4 ล้านล้านดอลลาร์สหรัฐ [1] และตลาดยังคงเติบโตไปอีกอย่างต่อเนื่อง ซึ่งการลงทุนนั้นมีความเสี่ยงเสมอสำหรับนักลงทุนที่ยังขาดประสบการณ์ และความรู้ความสามารถ ฉะนั้นจึงจำเป็นต้องมีเครื่องมือที่ช่วยในการพยากรณ์การตัดสินใจในการลุงทุน โดย Expert advisor หรือ EA เป็นเครื่องมือที่ช่วยตัดสินใจในการลงทุน และมี Meta Trader 4 (MT4) เป็นแพลตฟอร์มในการซื้อขายออนไลน์ MT4 ประกอบไปด้วยหลายฟังก์ชั่นในการจัดการระบบซื้อขาย หลักการวิเคราะห์ในการลงทุนในตลาดแลกเปลี่ยนเงินตรานั้น มีหลักวิเคราะห์สองแนวทางคือ การวิเคราะห์พื้นฐาน และการวิเคราะห์ทางเทคนิคมีความแตกต่างกันคือ

1. การวิเคราะห์พื้นฐานคือ การพิจารณาของตลาดจากเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นกับ การเมือง เศรษฐกิจการปกครองรวมถึงภัยที่เกิดจากธรรมชาติต่างๆ

2. การวิเคราะห์ทางเทคนิคคือ จะไม่สนใจการวิเคราะห์พื้นฐานเลย แต่จะพิจารณาราคาในอดีตถึงปัจจุบันโดยใช้หลักสถิติ เพื่อพยากรณ์หาค่าในอนาคต

ปัจจุบันมีการพัฒนาเครื่องมือช่วยในการพยากรณ์ และตัดสินใจสำหรับนักลงทุนที่ต้องการลงทุนใน Forex เช่น Zhihong Liu,Deyun Xiao [2] ใช้การผสมผสานหลายตัวชี้วัดอ้างอิงจาก D-S evidence and evolutionary อัลกอริทึมเพื่อสร้างสัญญาณการซื้อขาย ซึ่งทำการประเมินยุทธ์การซื้อขายด้วยการทดสอบย้อนหลังของคู่สกุลเงิน ยูโร และดอลลาร์ แต่ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่ายังไม่มีความไม่มั่นคง และไม่น่าเชื่อถือที่จะใช้ในการซื้อขายจริง ในการเลือกคู่สกุลเงินที่จะนำมาวิเคราะห์จำเป็นที่จะต้องมีค่า เสปด (Spread) ต่ำ ค่าเสปดคือหรือ ค่า ธรรมเนียมในการเทรด จะถูกบวกเข้าทันที ที่คุณ ส่ง Order คำสั่งเทรด ไม่ว่า จะเป็นคู่สกุลเงินใดก็ตามเรียกง่ายๆ ว่า เปิด Order ไป ก็ติดลบได้ทันทีเมื่อ เสปด (Spread) ของคู่สกุลเงินแต่ละคู่นั้นจะไม่เท่ากัน และแต่ละ โบรกเกอร์นั้นก็ไม่เท่ากันด้วยแต่ก็ใกล้เคียงกัน นั้นก็ขึ้นอยู่กับว่าเราจะเลือก หรือ เทรดแบบไหนของเราเหมาะกับ Spread แบบไหนก็ต้องลองเลือกเอาค่า Spread ใน ตาราง MT4 สรุปได้ว่าในการลงทุนค่าสกุลเงินที่นิยมลงทุนที่สุดคือ EUR/USD, USD/JPY,USD/CHF,NZD/USD และ GBP/USD [3]

ปัจจุบันการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา (Time Series Data Mining Techniques) [4] เข้ามามีบทบาทในการพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคต เช่น การถดถอยเชิงเส้น (Linear

Regression) แบบจาลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) ซึ่งการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยอนุกรมเวลาคือ การทำนายปริมาณข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคตโดยอาศัยข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีต ซึ่งเป็นเทคนิควิธีที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับช่วงเวลาที่มีความเท่ากัน ช่วงเวลาอาจหมายถึง วัน เดือน และปี การพยากรณ์ปริมาณข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยมีความจำเป็นต้องวิเคราะห์ถึงความสัมพันธ์ต่าง ๆ ที่ขึ้นต่อกันของชุดข้อมูล โดยผลลัพธ์ของการประมวลผลข้อมูลอนุกรมเวลาจะอยู่ในรูปแบบจำลองของการพยากรณ์ [5]

ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะทำการทดสอบเทคนิค ด้วยการทดสอบย้อนหลังในสกุลเงิน EUR/USD, GBP/USD, NZD/USD, USD/CHF และ USD/JPY สำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้า และพิจารณาการซื้อขายในจุดสูงสุด และต่ำสุดของอัตราแลกเปลี่ยนในช่วงเวลาหนึ่งเดือน และหนึ่งปี

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.2.1 เพื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคอนุกรมเวลาในการพยากรณ์ และซื้อขายเงินตราต่างประเทศ

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์การซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ

1.3 ความสำคัญของงานวิจัย

ได้แบบจำลอง ที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ (Forex Market) เพื่อช่วยให้ผู้ลงทุนทำการซื้อขายในจังหวะราคาที่เหมาะสมอีกทั้งช่วยลดความเสี่ยงที่เกิดจากความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

ขอบเขตของงานวิจัยนี้ผู้วิจัยจะทำการเก็บรวบรวมข้อมูลจาก https://www.exness.com/ ซึ่ง Exness เป็น Broker Forex ที่เป็นตัวแทนในการซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินตราโดยระบบออนไลน์ จากปี มกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 โดยใช้อัตราสูงสุด และต่ำสุดในการซื้อแลกเปลี่ยนคู่สกุลเงิน 5 สกุล EUR/USD, GBP/USD, NZD/USD, USD/CHF และ USD/JPY โดยใช้ชุดข้อมูลเป็น วัน

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1 อัตราแลกเปลี่ยน คือ จำนวนหน่วยของการแลกเปลี่ยนระหว่างคู่เงินต่างๆ ซึ่งมีมูลค่าเพิ่มขึ้น หรือลดลงตามปริมาณการซื้อขายเงินในตลาด Forex รวมทั้งปัจจัยอื่นๆที่เกิดขึ้นด้วย ตัวอย่างเช่น เงิน 1 USD ต้องใช้ เงินบาทไทยจำนวน 36 บาทในการแลกเปลี่ยน เป็นต้น

1.5.2 การพยากรณ์ คือ การทำนายเหตุการณ์ในอนาคต โดยอาจนำข้อมูลในอดีตมาใช้พยากรณ์ผ่านการใช้หลักการทางคณิตศาสตร์ ใช้ดุลยพินิจของผู้พยากรณ์ หรืออาจใช้ทั้ง 2 วิธีมาทำร่วมกันเพื่อให้เกิดการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด

1.5.3 อนุกรมเวลา คือ ข้อมูลหรือค่าสังเกตที่เปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยที่ช่วงห่างของเวลาที่ข้อมูลเหล่านี้จะถูกเก็บรวบรวมต้องมีระยะพอ ๆ กัน เช่น รายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน รายไตรมาสหรือรายปี

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

บทที่ 2
ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะอธิบายเกี่ยวกับทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งประกอบไปด้วยภาพ และความหมายทั่วไปของการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ การพยากรณ์ และการวัดสิทธิภาพ

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 Foreign Exchange

Foreign Exchange คือ การเปลี่ยนซื้อขายสกุลเงิน ซึ่งการซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงินนั้นจะทำกันระหว่างธนาคาร โดยมีตัวแทนซื้อขายสกุลเงินที่รู้จักในชื่อ โบรกเกอร์ (Broker) และโบรกเกอร์นั้นจะทำหน้าที่จับคู่ซื้อขายสกุลเงินระหว่างผู้ซื้อสกุลเงินหนึ่ง และผู้ที่ต้องการขายอีกสกุลเงินหนึ่งมาพบกัน ระบบของโบรกเกอร์นั้นจะเชื่อมต่อกันกับธนาคาร และโบรกเกอร์อื่นๆตลอดเวลา [6] Forex คือตลาดการค้าเสรีของสกุลเงินระหว่างประเทศ ผู้ค้าสามารถสั่งซื้อสกุลเงินหนึ่งเพื่อแลกกับเงินสกุลเงิน Forex ไม่มีที่ตั้งหรือสำนักงานอยู่ในสถานที่แห่งใด แต่มีการกระจายตัว และการเทรดเกิดขึ้นทั่วทุกมุมโลก จำนวนเงินเกือบสี่ล้านล้านดอลลาร์สหรัฐได้ถูกเทรดทั่วโลกทุกๆวัน หุ้นในตลาดหลักทรัพย์นิวยอร์กซึ่งตั้งอยู่ที่ Wall Street แต่ ตลาด Forex นั้นแตกต่างออกไป เนื่องจากมีความเกี่ยวข้องกับการโอนระหว่างธนาคาร จึงไม่มีสำนักงาน การเทรดทั้งหมดจะถูกดำเนินการทางอิเล็กทรอนิกส์หรือผ่านทางโทรศัพท์ จึงไม่มีการตั้งสำนักงานสำหรับแลกเปลี่ยนสกุลเงิน การเทรดจะเริ่มต้นในซิดนี่ย์ช่วงเช้าวันจันทร์ และดำเนินไปเรื่อยๆ ทั้งวันทั้งคืนจนสิ้นสุดลงที่ชิคาโกในช่วงเย็นของวันศุกร์ ศูนย์กลางทางการเงินของโลกหลายที่ได้มีส่วนร่วมในการเทรดของ Forex ดังนี้ โตเกียว ฮ่องกงสิงคโปร์ แฟรงค์เฟิร์ต ลอนดอน นิวยอร์ก ชิคาโก เวลลิงตัน ซิดนีย์ การเทรดมักจะดำเนินการผ่านโบรกเกอร์ซึ่งเจรจาต่อรองข้อเสนอในนามลูกค้าของพวกเขา โบรกเกอร์มีศูนย์การจัดการแบบสำนักงาน โดยจะจัดเตรียม trading terminal และการบริการให้ลูกค้าซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงิน และแพลตฟอร์มที่นิยมใช้งานมากในกลุ่มนักลงทุนตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศคือ Metatrader4 (MT4) MT4 เป็นโปรแกรมที่ช่วยในการเทรด forex ด้วยการออกแบบ Interface ที่สวยงามน่าใช้งาน พร้อมทั้งการใช้งานที่ง่าย จึงทำให้โปรแกรมนี้กลายเป็นที่ยอมรับ และมีการใช้งานทั้งในประเทศไทย และทั่วโลกอีกด้วย เหตุผลที่ Forex [7] ได้รับความนิยมอย่างมาก ก็เนื่องมาจากว่าใช้เงินลงทุนต่ำ และสามารถทำกำไรได้สูง ลงทุนเพียงหลักพันบาทแต่สามารถสร้างกำไรได้อย่างต่อเนื่องแต่นั่นผู้ลงทุนต้องเข้าใจว่าตลาดการซื้อขายนี้ทำงานอย่างไร

2.1.2 วิธีการซื้อขาย

การซื้อขายในตลาดแลกเปลี่ยนเงินตรานั้นสามารถทำได้โดยผ่านบริษัทที่เป็นตัวแทนหรือที่เรียกว่าโบรกเกอร์ซึ่งสามารถลงทุนได้ทั้งขาขึ้น และขาลงมีความยืดหยุ่นสามารถทำได้ทั้งการซื้อและการขายสกุลเงินเช่น เราสามารถลงทุนได้เหมือนตลาดหุ้นทั่วไป และยังสามารถขายในขณะที่ราคายังสูงอยู่ และทำการปิดออเดอร์เมื่อราคาต่ำลง วิธีนี้เราจะทำการยืมสกุลเงินจากบริษัทที่เป็นตัวแทนการขายขณะที่ราคาสูงแล้วราคาต่ำลงเราจะซื้อสกุลเงินนั้นกลับมาคืนให้บริษัทที่เป็นตัวแทน วิธีนี้เราจะได้กำไรจากผลต่างของเงินลงทุน แต่การลงทุนผ่านโบรกเกอร์ควรคำนึงถึงเงื่อนไข และสิทธิ์ประโยชน์ของแต่ละบริษัทให้เหมาะสมกับเงินที่ลงทุนด้วย สำหรับการเลือกชนิดของบัญชีนั้นถือว่ามีความสำคัญมากอีกอย่าง เพราะการซื้อขายไม่จำเป็นต้องใช้เงินลงทุนเริ่มต้นที่สูงมากจนเกินไปเราสามารถเลือกบัญชีที่มีขนาดเล็กกว่าปกติได้เช่น การเลือกใช้บัญชีเซนต์ (cent) หรือบัญชีไมโคร (Micro) ซึ่งเหมือนกับบัญชีปกติแต่จะมีขนาดเล็กกว่า ยกตัวอย่างเช่น เราสามารถใช้เงินทุนฝากเริ่มต้นที่ 1 ดอลลาร์ เมื่อนำมาใช้กับบัญชีชนิดอื่นจะมีท่าเทียบเท่า 100 เซนต์ในบัญชีเซนต์ และมีบัญชีไมโครที่มีขนาดเล็กกว่าลงไปอีก ดังนั้นชนิดของบัญชีสามารถปรับเปลี่ยนไปตามจำนวนเงินในการลงทุนได้ ระบบการซื้อขายที่ดีที่สุดคือ ซื้อเมื่อราคาต่ำที่สุดแล้วทำการปิดออเดอร์ในราคาที่สูงที่สุด ในทางกลับกันเราสามารถทำการขายในราคาที่สูงที่สุดแล้วปิดออเดอร์ในราคาที่ต่ำที่สุดซึ่งถ้าเป็นกรณีที่ผู้ลงทุนสามารถรู้ล่างหน้าเท่านั้นจึงจะทำได้

2.1.3 การพยากรณ์

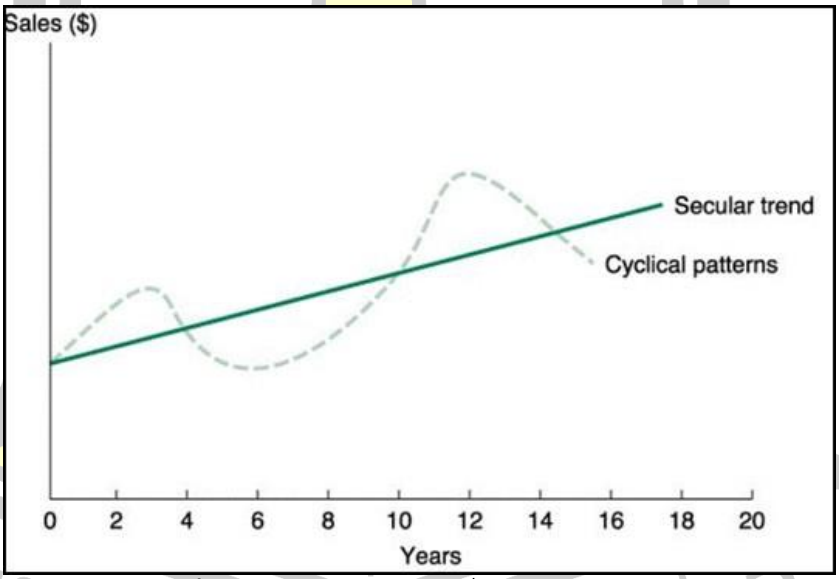
การพยากรณ์ (Forecasting) [8] หมายถึงการคาดการณ์ (Predict) เกี่ยวกับลักษณะหรือแนวโน้มของสิ่งที่สนใจที่จะเกิดขึ้นในอนาคต เพื่อใช้เป็นสารสนเทศ (Information) ประกอบการตัดสินใจ ซึ่งการพยากรณ์จะต้องดำเนินการเป็นส่วนแรกสุดที่จะต้องทำก่อนการวางแผน หรือ การเตรียมการที่จะเริ่มทำอะไรเพื่อความถูกต้อง และแม่นยำในการตัดสนใจ ดังนั้น [9, 10]ในการดำเนินธุรกิจภายใต้ความไม่แน่นอนจำเป็นที่จะต้องทราบถึงความเป็นไปในอนาคต โดยอาศัยเทคนิคการพยากรณ์ต่าง ๆ เท่าที่จำเป็น

2.1.4 ข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลอนุกรมเวลา [11] หมายถึง เซตของข้อมูลเชิงปริมาณที่จัดเก็บในช่วงเวลาหนึ่ง ตัวอย่างเช่น ดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในแต่ละวันเมื่อปิดทำการซื้อขายในแต่ละวัน รายไตรมาส รายรับหรือผลกำไรในแต่ละปีของบริษัทเป็นต้นและข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series data) [12]เป็นชุดของข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามระยะเวลาเป็นช่วง ๆ อย่างต่อเนื่องกัน เช่น ข้อมูลยอดขายสินค้าที่เก็บรวบรวมต่อเนื่องกันไปเป็นระยะเวลาหลาย ๆ เดือน ที่เก็บรวบรวมต่อเนื่องกันไปเป็นระยะเวลาหลาย ๆ ปี เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลาอาจอยู่ในลักษณะที่เป็นข้อมูลรายปี รายไตรมาส หรือรายเดือนก็ได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้ประโยชน์เนื่องจากข้อมูลทางธุรกิจมีการเปลี่ยนแปลง

ตลอดเวลา ผู้นำทางธุรกิจหรือองค์กรต้องหาวิธีพัฒนาต่าง ๆ ที่สามารถนำไปใช้ประกอบการตัดสินใจ วางแผน เกี่ยวกับผลที่เกิดจากความเปลี่ยนแปลงในการดำเนินการอย่างใดอย่างหนึ่ง ดังนั้นการวิเคราะห์อนุกรมเวลาจึงเข้ามามีบทบาทช่วยในการตัดสินใจ เทคนิคอย่างหนึ่งที่ใช้ช่วยในการควบคุมการดำเนินการในปัจจุบันและในการวางแผนความต้องการในอนาคต คือ การพยากรณ์ (forecasting) ซึ่งการพยากรณ์นั้นทำได้หลายวิธี แต่ละวิธีต่างมีเป้าหมายเดียวกัน คือ ทำนายเหตุการณ์ในอนาคต และ ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลานั้น เวลาจะเป็นตัวแปรนำหรือตัวแปรอิสระ โดยกำหนดเป็น สัปดาห์ เดือน ปี หรืออื่นๆ และตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ค่าการผันแปรในอนุกรมเวลาหนึ่งๆ เป็นตัวแปรตามข้อมูลอนุกรมเวลา สามารถจำแนกได้เป็น 4 ประเภทหลัก ดังนี้

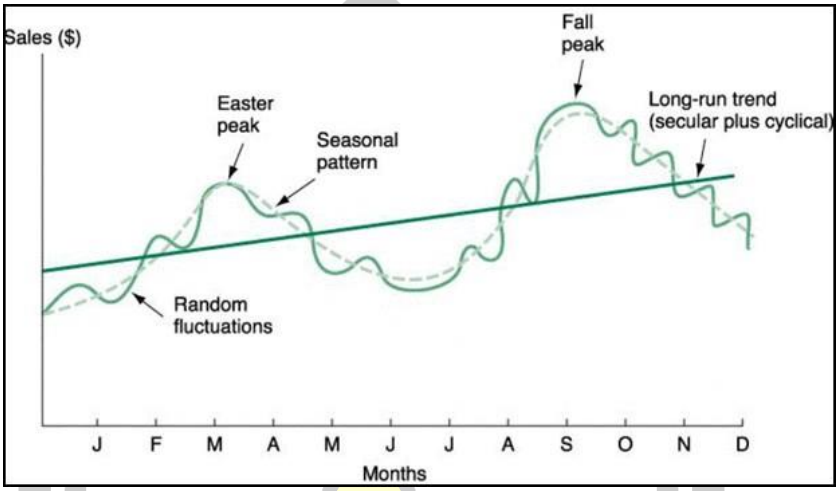
1 ค่าแนวโน้ม (Secular Trend) [13] ใช้สัญลักษณ์ T เป็นการเปลี่ยนแปลงหรือเคลื่อนไหวของข้อมูลในช่วงเวลาที่ต่อเนื่องกันเมื่อเวลาผ่านไปเป็นระยะเวลายาว โดยความยาวของข้อมูลนั้นไม่ควร ต่ำกว่า 10 ช่วงเวลา โดยแนวโน้มนี้มักจะเกิดขึ้นกับปัจจัยที่สะท้อนให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล ตัวอย่างเช่น ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย อัตราดอกเบี้ยเงินฝาก เป็นต้น ในการแสดงค่าแนวโน้มส่วนใหญ่กราฟมักเป็นเส้นตรง



ภาพประกอบที่ 2.1 กราฟอนุกรมเวลาที่มีค่าแนวโน้มเป็นส่วนประกอบ
ที่มา: [14]

2. การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal variation) ใช้สัญลักษณ์ S เป็นการเคลื่อนไหวหรือเปลี่ยนแปลงของอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นซ้ำ ๆ กันในช่วงเวลาหนึ่ง โดยจะคล้ายกันในช่วงเวลาเดียวกัน จะเห็นได้อย่างเด่นชัดในอนุกรมเวลาของราคาผลผลิตทางการเกษตร เนื่องจากสิ่งเหล่านี้กระทบกระเทือนง่ายจากสภาวการณ์ทางธรรมชาติ เช่น ฤดูกาล ราคาผลไม้มักจะตกต่ำลงใน

ฤดูเก็บเกี่ยว และจะมีราคาสูงขึ้นเมื่อผ่านพ้นฤดูเก็บเกี่ยวไปแล้ว และจะเกิดซ้ำ ๆ กันตามฤดูกาลในแต่ละปี



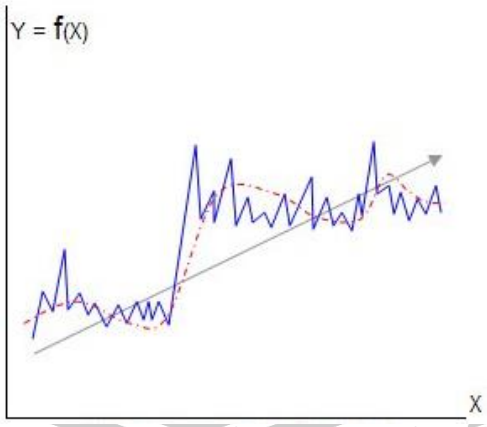
ภาพประกอบที่ 2.2 กราฟอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรตามฤดูกาล
ที่มา:[14]

3. การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical variation) ใช้สัญลักษณ์ C เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนที่ซ้ำ ๆ กัน คล้ายกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล เพียงแต่การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรใช้ระยะเวลายาวกว่า โดยแบบแผนของวัฏจักรนั้น ข้อมูลในแต่ละช่วงเวลาจะสั้นยาวไม่เท่ากัน ตามธรรมชาติของข้อมูลที่ได้ทำการสำรวจ ส่วนมากที่พบเสมอในการพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลา เช่น วัฏจักรเศรษฐกิจ (Economic cycle) ปัจจัยที่ก่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของเศรษฐกิจ คือ ผลกระทบจากเหตุการณ์ต่างๆ ทั้งในประเทศ และนอกประเทศ รวมถึงเหตุการณ์ทางการเมืองต่าง ๆ โดยวัฏจักรหนึ่งๆอาจจะครอบคลุมเวลาตั้งแต่ 5–10 ปีขึ้น

พหุน ปณฺฑิโต ชีเว

ภาพประกอบที่ 2.3 กราฟอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรของวัฏจักรเป็นส่วนประกอบ
ที่มา:[15]

4. การเปลี่ยนแปลงที่ผิดปกติ (Irregular variation) ใช้สัญลักษณ์ I เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เกิดจากปัจจัยอื่น ๆ นอกเหนือจากค่าแนวโน้ม การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลหรือการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร เป็นเหตุการณ์ไม่ได้เกิดขึ้นบ่อย และที่ไม่สามารถคาดเดาล่วงหน้าหรือพยากรณ์ได้ เช่น ภัยธรรมชาติ ภัยจากสงคราม ส่งผลให้การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาไม่แน่นอน และมีความแปรปรวน



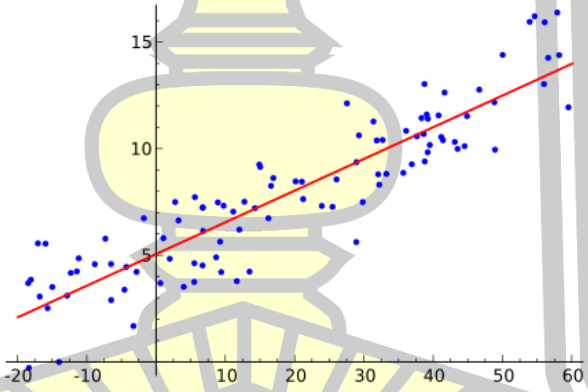
ภาพประกอบที่ 2.4 กราฟอนุกรมเวลาที่มีความผันแปรที่ผิดปกติเป็นส่วนประกอบ
ที่มา: [15]

2.1.5 เทคนิคอนุกรมเวลา

2.1.5.1 การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression : LR)

การวิเคราะห์การถดถอย Regression Analysis [16] แบ่งออกเป็น สองชนิดคือ Linear Regression, NonlinearRegression การวิเคราะห์ Linear Regression แบ่งออกเป็น Simple Linear Regression (SLR), Multiple Linear Regression (MLR) การวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่าย (Simple RegressionAnalysis) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว (ในที่นี้คือตัวแปร X และ Y) ที่มีความสัมพันธ์กันในลักษณะเชิงเส้น (Linear) โดยมีสมการถดถอย คือสมการเส้นตรงซึ่ง และเป็นพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าจึงจะต้องประมาณค่าโดยใช้ข้อมูลจากตัวอย่างโดยวิธีที่นิยมใช้ในการประมาณค่าของ และก็คือวิธี กำลังสองน้อยที่สุด (The Least Squares Method) ซึ่งจะแทนค่าของ และ ด้วยค่า a และ b โดยที่ a ก็คือค่าคงที่ (Constant) เป็นค่าที่เส้นกราฟถดถอยตัดกับแกน Y ส่วน b เป็นความชัน (Slope) ของเส้นกราฟซึ่งแสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลงของ Y เมื่อ X เปลี่ยนแปลงเรียกส่วนนี้ว่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) หรือสัมประสิทธิ์การพยากรณ์ [17] ดังสมการที่ 2.1

$$\hat{y} = a + bx \,, a = \bar{y} - b\bar{x} \;\; , \; b = \frac{\sum xy - n\bar{x}\bar{y}}{\sum x^2 - n(\bar{x})^2} \text{-} \qquad (2.1)$$



ภาพประกอบที่ 2.5 Linear Regression

ที่มา: [18]

เทคนิค Linear Regression มีข้อดีของ คือ สามารถวิเคราะห์การถดถอยจึงเป็นการศึกษาหาอิทธิพลของตัวแปร 2 ตัวแปร สามารถดูว่าหาก X เพิ่มขึ้น 1 หน่วย Y จะเพิ่มขึ้นหรือลดลงเป็นเท่าไร สามารถนำไปสร้างเป็นสมการทำนาย สำหรับทำนายผลผลิตในอนาคต และสามารถพิจารณาดูว่าตัวแปรทั้ง 2 มีความสัมพันธ์กันหรือไม่

2.1.5.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น Multi-Layer Perceptron: (MLP)

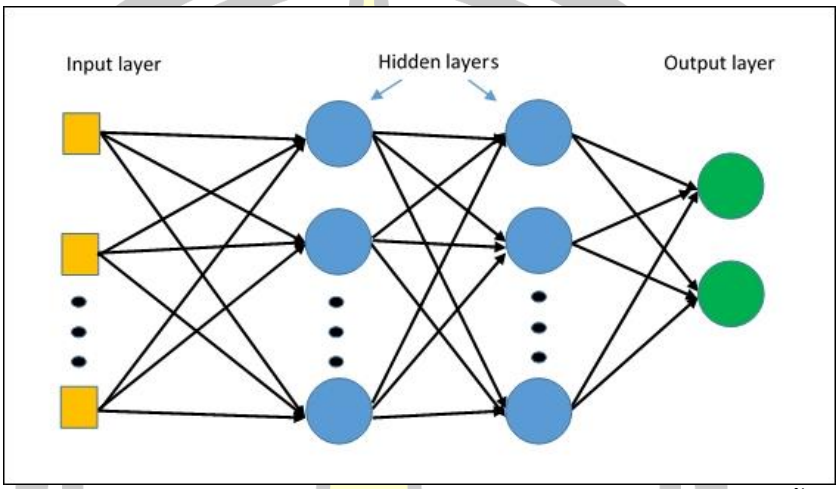
โครงข่ายประสาทเทียมแบบ (MLP) [19] เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลายๆชั้น ใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ สำหรับการฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับ ประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อ มูลเข้า และจะส่งผ่าน จากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด คือผลต่างของผลตอบที่แท้จริง กับผลตอบเป้าหมาย เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ และค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผลตอบเป้าหมาย

สัญญาณที่มีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ (MLP) มี 2 ประเภทคือ Function Signal และ Error Signal Function Signal เป็นสัญญาณเข้าที่มาจากโหนดในชั้นก่อนหน้า และจะส่งผ่านไปข้างหน้าจากโหนดหนึ่งไปสู่อีกโหนดหนึ่ง. Error Signal เป็นสัญญาณย้อนกลับที่เกิดขึ้นที่โหนดในชั้นข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียม และถูกส่งผ่านย้อนกลับจากชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่ง

หลักการทำงานของ (MLP) คือในแต่ละชั้นของชั้นซ่อนตัว (Hidden Layer) จะมีฟังก์ชันสำหรับคำนวณเมื่อได้รับสัญญาณ (Output) จากโหนดในชั้นก่อนหน้านี้ เรียกว่า Activation Function โดยในแต่ละชั้นไม่จำเป็นต้องเป็นฟังก์ชันเดียวกันก็ได้ ชั้นซ่อนตัวนั้นมีหน้าที่สำคัญคือ จะพยายามแปลงข้อมูลที่เข้ามาในชั้น (Layer) นั้นๆ ให้สามารถแยกแยะความแตกต่างโดยใช้เส้นตรงเส้นเดียว (Linearly Separable) และก่อนที่ข้อมูลจะถูกส่งไปถึงชั้นข้อมูลออก (Output Layer) ในบางครั้งอาจจำเป็นต้องใช้ชั้นซ่อนตัวมากกว่า 1 ชั้นในการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูป Linearly Separable

ในการคำนวณหา Output ในปัญหาการจำแนกทำได้โดยการใส่ข้อมูล Input เข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมที่เราได้ทำการหาไว้แล้ว จากนั้นให้ทำการเปรียบเทียบค่าของ Output ใน Output Layer และให้ทำการเลือกค่าของ Output ที่มีค่าสูงกว่า (Neuron ที่มีค่าสูงกว่า) และทำการรับค่าของพยากรณ์ที่ตรงกับ Neuron ที่เลือก และให้นำค่าของ มาเปรียบเทียบกับค่าที่ยอมรับได้ หากค่าของ อยู่ในช่วงที่รับได้ (Error น้อยกว่า Error ที่เรากำหนด) ก็ให้ทำการรับข้อมูลชุดถัดไป แต่หากค่าของ มากกว่าค่าที่ยอมรับได้ ให้ทำการปรับค่าน้ำหนัก และ Biased ตามขั้นตอนที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น เมื่อทำการปรับน้ำหนักเรียบร้อยแล้ว ให้ทำการรับข้อมูลชุดถัดไป และทำตามขั้นตอนซ้ำอีกรอบจนกระทั่งถึงข้อมูลชุดสุดท้าย และเมื่อทำข้อมูลชุดสุดท้ายเสร็จจะนับเป็น 1 รอบของการคำนวณ (1 Epoch) จากนั้นจะทำการหาค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ย จากค่าเฉลี่ยของ ที่ได้เก็บค่าเอาไว้ เพื่อใช้ในการตรวจสอบว่าค่า โดยเฉลี่ยในการจำแนกนั้น มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับ

ได้หรือไม่ ถ้าใช่แสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นนั้นสามารถให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องของทุกๆ ข้อมูลแล้ว จึงทำการจบการเรียนรู้ได้ แต่ถ้าไม่ใช่ ให้กลับไปทำตามขั้นตอนแรก [20] โดยเริ่มรับข้อมูลชุดที่ 1



ภาพประกอบที่ 2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น Multi-Layer Perceptron: (MLP)
ที่มา: [21]

2.1.5.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย Support Vector Machine for Regression: (SVMR)

ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนแบบจำแนกประเภทข้อมูลนั้นสามารถแบ่งข้อมูลเป็นประเภท+หรือ– ได้ โดยใช้ +1แทนข้อมูลประเภท+ และใช้ตัวเลข -1แทนข้อมูลประเภท– ส่วนงานวิจัยนี้เราต้องการนำ [22] ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนมาใช้ในการทำนายค่าตัวเลขที่เป็นจำนวนจริง ซึ่งทำได้ด้วยการใช้ฟังก์ชันสูญเสียแบบ **ε**-insensitive (**ε**-insensitive loss function) เข้ามาช่วยในการสร้าง ( ) k f x ที่ทุกๆข้อมูลการฝึกxมีความเบี่ยงเบน**ε**จากค่า y ที่เป็นเป้าหมายตามเงื่อนไข • + – ≤ **ε** i i (w x b) y และ y – (w• x + b) ≤ **ε** i iสำหรับ i = 1,□,เ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบนี้เรียกว่าการถดถอยด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนหรือ SVMR แบบระยะขอบแข็ง (hard margin) เงื่อนไขเพิ่มเติมคือ

$$\cdot + - \le + + i\ i\ i\ (w\ x\ b)\ y\ \varepsilon\ \xi$$

$$- \cdot + \le + - i\ i\ i\ y\ (w\ x\ b)\ \varepsilon\ \xi$$

$$+ \ge 0$$

$$i\ \xi$$

และ $- \ge 0$

$$i\ \xi$$

สำหรับ i = 1,...,l

ξ เป็นตัวปรับข้อมูลที่ผิดพลาด เรียกว่า ตัวแปรหย่อน (Slack variable) การทำงานของ (SVMR)

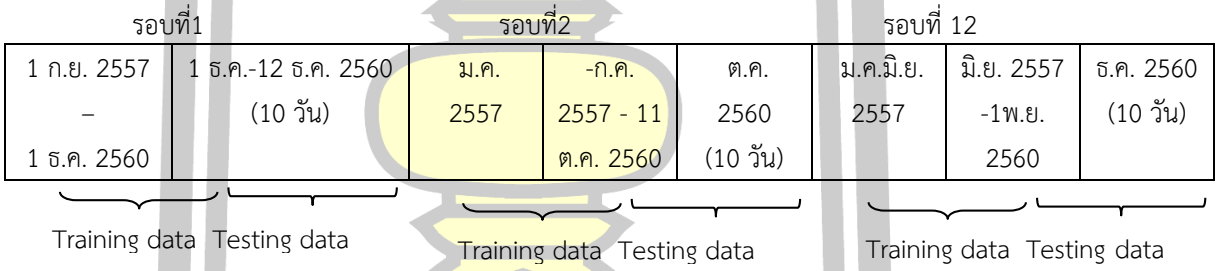
2.1.5.4 Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg)

ถูกพัฒนาจาก SMO อัลกอลิทึมบนพื้นฐานของ [23] SVM (Support Vector Machine) วิธีนี้ใช้การแทนค่าที่ข้อมูลสูญหาย และแปลงข้อมูลคุณลักษณะเชิงกลุ่ม (nominal) ให้เป็นข้อมูลไบนารี่ (Binary) นอกจากนี้ยังทำให้ข้อมูลคุณลักษณะทุกค่าอยู่ในรูปแบบมาตรฐาน (Normalized) SMOreg ยังมีคุณสมบัติใช้งานกับ non-linear ได้อย่างมีประสิทธิภาพ SMOreg ยังช่วยในการจัดการโครงสร้างของ Model และลดความเสี่ยงของข้อมูลทำให้ข้อมูลมีความน่าเชื่อถือในการพยากรณ์

2.1.6 การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การวัดค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้หลักการ

2.1.6.1 Sliding Window ในการแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลการซื้อขายของตลาด Forex จะแบ่งชุดข้อมูล เป็นรายวัน โดยเริ่มตั้งแต่วันที่ มกราคม 2557 ถึง 1 ธันวาคม 2560 เป็นชุดข้อมูลทดสอบ สามารถแสดงได้ดังภาพประกอบที่ 2.7



ภาพประกอบที่ 2.7 การแบ่งชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบด้วย Sliding Windows

จากภาพประกอบที่ 2.7 การแบ่งชุดข้อมูลเรียนรู้ และชุดข้อมูลทดสอบด้วย Sliding Windows ในแต่รอบของการทดลองจะทำการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ MeanAbsolute Error : (MAE) และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง Root Mean Square Error: (RMSE) รวมเป็นจำนวน 13 รอบ แล้วจึงหาค่าเฉลี่ยของประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ Mean Absolute Error: (MAE) [24] คือ ค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างค่าจากการพยากรณ์ ($\widehat{y_i}$) และค่าจริง (y_i) ซึ่งเป็นค่าที่มีความชัดเจน ดังสมการที่ 2.2

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i - y_i|^2 \quad (2.2)$$

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง Root Mean Square Error: (RMSE) คือ การวัดความคลาดเคลื่อนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าจากการพยากรณ์ ค่าจริงเฉลี่ยกำลังสอง ดังสมการที่ 2.3

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (2.3)$$

เมื่อ $\widehat{y_i}$ คือราคาจากการพยากรณ์ y_i คือราคาจริง n จำนวนข้อมูลทั้งหมด จากค่าที่ได้ ถ้าค่า (MAE) และ (RMSE) ต่ำแสดงว่าค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกับค่าจริง ซึ่งหมายถึงแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูง ในทางกลับกันถ้าค่า (MAE) และ (RMSE) ค่าพยากรณ์มีความหางจากค่าจริงสูงแสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพต่ำ

2.1.7 การประเมินค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์

การประเมินประสิทธิภาพของการทำงานในการพยากรณคาขอมูลที่อยูในรูปตัวเลขจะใชคาความผิดพลาดที่เกิดขึ้นของการพยากรณชุดขอมูลทดสอบโดยเปรียบเทียบค่าผลลัพธ์ที่แทจริงกับค่าผลลัพธ์จากการพยากรณโดยมีวิธีการประเมินค่า 2 วิธี แสดงไดดังสมการ

2.1.7.1 รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด Root Mean Square Error: (RMSE) [25] รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาดคือ การวัดค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริง และค่าที่ประมาณจากแบบจำลองยกกำลังสองถ้า (RMSE) มีค่าน้อยแสดงว่าแบบจำลองสามารถประมาณค่าประมาณได้ใกล้เคียงกับค่าจริงแต่ถ้ามีค่าเท่ากับศูนย์หมายความว่าไม่เกิดความคาดเคลื่อนในแบบจาลองนี้ (RMSE) คำนวณได้ดังสมการที่ 2.4

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t-1}^{T}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2}{n-1}} \quad (2.4)$$

เมื่อ n คือ จำนวนตัวแปร

$\hat{x}_i$ คือ ค่าพยากรณ์

x_i คือ ค่าจริง

2.1.7.2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ Mean Absolute Error : (MAE) [26] เป็นการวัดค่าความแตกต่างระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลองกับค่าจริง หากค่าที่ได้จาก

การพยากรณ์ของแบบจำลองนั้นใกล้เคียงกับค่าจริงมากผลที่ได้จะยิ่งมีค่าน้อย และหากมีค่าเท่ากับ 0 แล้ว นั่นหมายความว่า ไม่เกิดความคลาดเคลื่อนในแบบจำลองนี้เลย โดยการคำนวณ (MAE) มีสมการดังสมการที่ 2.5

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i-1}^{n}\left|\hat{x}_i - x_i\right| \qquad (2.5)$$

เมื่อ n คือ จำนวนตัวแปร

$\hat{x}_i$ คือ ค่าพยากรณ์

x_i คือ ค่าจริง

2.1.7.3 รากกำลังสองสัมพัทธ์มีความผิดพลาด Root relative squared error : (RRSE) ความสัมพันธ์กับข้อมูลการพยากรณ์ได้ถูกนำมาใช้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งตัวพยากรณ์อย่างง่ายนี้เป็นเพียงค่าเฉลี่ยของค่าที่แท้จริงเท่านั้น ดังนั้นข้อผิดพลาดของรากกำลังสองสัมพัทธ์จะนำข้อผิดพลาดทั้งหมดรวมเป็นสี่เหลี่ยม และหารด้วยความผิดพลาดทั้งหมดของตัวพยากรณ์แบบง่าย โดยการใช้รากที่สองของข้อผิดพลาดของรากกำลังสองจะลดข้อผิดพลาดลงในมิติข้อมูลเดียวกันกับปริมาณที่คาดการณ์ไว้ในทางคณิตศาสตร์รากกำลังสองจะมีข้อผิดพลาดของแต่ละโปรแกรมจะประเมิน ดังสมการที่ 2.6

$$E_i = \sqrt{\frac{\sum_{j-1}^{n}\left(p_{(v)} - T_j\right)^2}{\sum_{j-1}^{n}\left(p_{(v)} - \bar{T}_j\right)^2}} \qquad (2.6)$$

เมื่อ P (ij) เป็นค่าพยากรณ์ไว้สำหรับตัวอย่าง

Tj คือค่าที่ต้องการ [27]

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1 Daniya Tlegenova [28] ได้ศึกษาอัตราแลกเปลี่ยนเงินรายปีระหว่างคู่สกุลเงิน USD / KZT, EUR / KZT และ SGD / KZT และเปรียบเทียบข้อมูลจริงกับการพยากรณ์ โดยใช้การวิเคราะห์ของอนุกรมเวลาในช่วง 2006-2014 ข้อมูลอย่างเป็นทางการปีของธนาคารแห่งชาติของสาธารณรัฐคาซัคสถาน ได้นำมาใช้สำหรับการศึกษาในงานวิจัยนี้ เป้าหมายหลักของบทความนี้คือการใช้แบบจำลอง ARIMA สำหรับการคาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินรายปีของคู่สกุลเงิน USD / KZT,

EUR / KZT และ SGD / KZT ความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับ Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และ Root Mean Squared Error (RMSE) ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าค่า (MAPE) ของทั้ง 3 คู่สกุลเงินมีค่าเข้าใกล้ 0 มากดังนั้นจึงเหมาะแก่การนำแบบจำลองนี้มาพยากรณ์มากที่สุด

2.2.2 Hongxing LI และคณะ [29] ได้ศึกษาการถดถอยของสมการถดถอยต่ำสุดที่เป็นรูปแบบเคอร์เนลตามปกติ (RLSR) เป็นเทคนิคที่มาจากสถิติการเรียนรู้ (SL) ทฤษฎี. (RLSR) สามารถจัดการกับปัญหาที่ไม่ใช่เชิงเส้นผ่านการทำแผนที่ตัวอย่างในพื้นที่ขนาดที่สูงขึ้นโดยใช้ฟังก์ชัน เคอร์เนล บทความนี้ใช้ (RLSR) ในการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา และโมเดลที่ส่งผลให้เรียกว่า RLS-TS model ใช้โครงข่ายประสาทเทียม และการถดถอยเชิงเส้นสนับสนุนตามเวลา คาดการณ์ บทความนี้ใช้แบบจำลอง RLS-TS กับการคาดการณ์อัตราแลกเปลี่ยนของ GBP/USD ทำงานได้ดีขึ้นมากกว่าการเดินสุ่ม, การถดถอยเชิงเส้น, การรวมระบบ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในการทำนาย อัตราแลกเปลี่ยนคู่สกุลเงิน GBP/USD ใช้การค้นหาโดยการพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

2.2.3 Mauro Costantini และคณะ [30] ได้นำเสนอการเปรียบเทียบระบบของการพยากรณ์โดยอ้างอิง แบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ และการพยากรณ์เกี่ยวกับคู่สกุลเงินยูโรเทียบกับเงินดอลลาร์สหรัฐ,ฟรังก์สวิส และเยนญี่ปุ่น โดยการเพิ่มประสิทธิภาพความถูกต้อง และกลยุทธ์การซื้อขาย นอกจากนั้นพบว่ายังลดการสูญเสียมาตรฐาน เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์และการวัดผลกำไร ผลการค้นหาพบว่าชุดข้อมูลของการพยากรณ์ช่วยปรับปรุงกลยุทธ์การซื้อขาย อยู่ในเกณฑ์มาตรฐานสำหรับอัตราแลกเปลี่ยนกับเงินดอลลาร์สหรัฐ และปอนด์อังกฤษแม้ว่าผลตอบแทนส่วนเกินต่อหน่วยส่วนเบี่ยงเบนมีข้อจำกัด แต่สำหรับเงินยูโรเทียบกับฟรังก์สวิสหรือเยนญี่ปุ่นไม่มีหลักฐานใด ๆพบมีการปรับปรุงในเชิงบวกของกำไรมากกว่าเกณฑ์มาตรฐาน

2.2.4 Nanayakkara และคณะ [31] อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรามีบทบาทสำคัญในการควบคุมการเปลี่ยนแปลงของตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ การทำนายอัตราแลกเปลี่ยนได้กลายเป็นหนึ่งในโปรแกรมที่ท้าทายที่สุดสำหรับการคาดการณ์ลำดับเวลาทางการเงินเนื่องจากความไม่แน่นอน และความผันผวนของข้อมูล งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนา และเปรียบเทียบความถูกต้องของแบบจำลองสองแบบ Heteroskedasticity แบบมีเงื่อนไขแบบถดถอยแบบอัตโนมัติ (GARCH) เป็นแบบจำลอง แบบอนุกรมเวลา และโครงข่ายประสาทเทียม Feedforward ด้วยอัลกอริธึม Backpropagation เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) สำหรับการทำนายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศต่อวันของสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐฯต่อเงินรูปีของศรีลังกา (USD / LKR) สำหรับแบบจำลองทั้งสองแบบการสังเกตการณ์ที่ผ่าน ๆ มาของชุดข้อมูล และการใช้ตัวชี้วัดทางเทคนิคโดยเฉลี่ยถูกนำมาใช้เป็นตัวแปรอธิบาย และทำนายผลการดำเนินงานโดยใช้ตัวเลขทางสถิติที่

ใช้กันอย่างแพร่หลาย จากผลการทดลองของทั้งสองโมเดลสามารถสรุปได้ว่ารูปแบบของ ANN ทำงานได้ดีกว่าเมื่อเทียบกับแบบจำลอง GARCH เพื่อทำนายอัตราแลกเปลี่ยนของ USD / LKR

2.2.5 Choubey, Mishra และPandey [32] ได้ศึกษาแบบจำลอง (SMOreg) ซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งในตระกูลเทคนิคเครื่องเวกเตอร์การสนับสนุน Support Vector Machine: (SVM) เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลบ่า และปริมาณน้ำฝน ซึ่งเป็นพื้นที่ลุ่มน้ำ 39,372 ตารางกิโลเมตร ช่วงละสี่เดือนของแม่น้ำ Narmada จังหวัด Madhya Pradesh ประเทศอินเดีย โดยมีข้อมูลปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ ตะกอน ปริมาณน้ำฝนระดับน้ำจากการปล่อยน้ำ เป็นค่าพารามิเตอร์ เป็นตัวแปรเพื่อใช้ในการจำแนก (Classification) ข้อมูลที่นำมาใช้จากปี ค.ศ. 1975 – 2010 ด้วยเทคนิค (SMOreg) ในการทดลองคณะวิจัยได้โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุด คือ ชุดสอน (Training) และชุดทดสอบ (Testing) โดย ชุดสอนเป็นข้อมูลจาก ปี ค.ศ.1975 - 2000 ส่วนชุดทดสอบใช้ข้อมูลจากปี ค.ศ. 2001 – 2010 ในการวัดประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองเขาได้ ใช้ Mean Absolute error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), RelativeAbsolute Error (RAE) และ Root Relative Square Error (RRSE) ผลการการทดสอบพบว่าแบบจำลอง (SMOreg) มี มีค่า (RMSE) เท่ากับ 2.3731 ค่า (RAE) เท่ากับ 65.28% และค่า (RRSE) เท่ากับ 62.491% ซึ่งเป็นค่าที่เปรียบเทียบกับค่าจริง จะเห็นว่าความแตกต่างระหว่างค่าที่พยากรณ์ และค่าจริงมีความแตกต่างกันมากแก่ไม่มีนัยสำคัญ

2.2.6 สัญญา ประจิมทิศ [33] ได้พยากรณ์แนวโน้มของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศและสร้างกฎในการตัดสินใจว่าเมื่อใดจะซื้อหรือขายสกุลเงินโดยศึกษาเฉพาะสกุลเงินโยโรเทียบกับดอลลาร์ จะวิเคราะห์การแลกเปลี่ยนโดยใช้ตัวชี้วัดทางเทคนิคที่สำคัญเช่น ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ เอนเวโลพ ตัวชี้วัดแบบสุ่ม การตัดสินใจแบบแผนภูมิต้นไม้ และอาศัยคุณสมบัติมาร์ติงเกลของอัตราแลกเปลี่ยนงานวิจัยนี้ประเมินเปรียบเทียบผลกำไรกับ Genetic programming and adaptive neuro-fuzzy inference system รวมทั้งเปรียบเทียบผลกำไรในอุดมคติ ผลการทดลองคำสั่งซื้อขายแรกเท่ากับ 0.01 หน่วย (0.01Lot) ใช้เงินทุนเริ่มต้น 50,000 ดอลลาร์ โดยใช้กรอบของเวลา 1 วัน ปรากฏว่าไม่สามารถทำกำไรได้ถึงแม้ว่าช่วงเวลาที่กว้างๆทำให้การพยากรณ์แนวโน้มได้แม่นยำกว่าช่วงเวลาแคบๆ จากช่วงเวลากว้างเกินไปทำให้กรอบบน และกรอบล่างของราคาห่างกันมากจึงทำให้ขาดทุนก่อนที่จะปิดออเดอร์ การทดสอบที่ใช้กรอบเวลา 1 ชั่วโมง หรือที่เรียกว่าไม่สามารถทำกำไรได้เนื่องจากช่วงเวลาแคบเกินไปทำให้การพยากรณ์แนวโน้มไม่ถูกต้องทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของแนวโน้มบ่อยและเมื่อราคาอยู่ในแนวโน้มนั้นๆเป็นเวลานานทำให้ขาดทุนก่อนที่จะปิดออเดอร์ได้ ผลการทดสอบที่ใช้กรอบเวลา 4 ชั่วโมง สามารถจำแนกตามรายปีที่ทดสอบตั้งแต่ 2011/07-2012/06(2012),2013/01-2013/12(2013),และ 2014/01-2014/12(2014)ซึ่งผลกำไรนั้นจะรู้ล่วงหน้าจะเห็นว่าถ้ารู้ล่วงหน้า 1 ชั่วโมง สามารถทำกำไรได้มากถึง 281% ของเงินต้นทุนเริ่มต้นเมื่อเทียบกับการรู้ล่วงหน้า 4 ชั่วโมง คือ 146% ของเงินทุนเริ่มต้น และ 1 วันคือ 64% ของเงินทุนเริ่มต้น

ซึ่งวิธีที่นำเสนอนั้นสามารถทำกำไรได้ใกล้เคียงกับการรู้ล่วงหน้า 1 ชั่วโมงคือ 261% ของเงินทุนเริ่มต้น

2.2.7 สมใจ ปานจันทร์ และ วิไลลักษณ์ [34] ได้ศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราระหว่างเงินบาทกับเงินตราของประเทศคู่ค้าที่สำคัญของไทย ความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนระหว่างเงินบาท และเงินสกุลคู่ค้าสำคัญของไทย คือ ดอลล่าร์สหรัฐ เยนญี่ปุ่น และปอนด์สเตอริงค์ โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิของอัตราแลกเปลี่ยนรายเดือนตั้งแต่เดือน กรกฎาคม 2540 - กันยายน 2548 เป็นข้อมูลสำหรับการศึกษา ทั้งนี้ในการศึกษาได้อาศัยวิธีการ 3 วิธีการมาทำการพยากรณ์ โดยที่ 2 วิธีการแรกนั้นเป็นเครื่องมือทางด้านเศรษฐมิติ คือ วิธีการของอำนาจซื้อเสมอภาคเปรียบเทียบ ซึ่งให้ความสำคัญกับอัตราเงินเฟ้อมาเป็นตัวกำหนดความเคลื่อนไหวของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา และวิธีการของอินเตอร์เนชั่นแนลฟิชเชอร์เอฟเฟค ซึ่งให้ความสำคัญกับอัตราดอกเบี้ยมาเป็นตัวกำหนดความเคลื่อนไหวของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา ในขณะที่วิธีการสุดท้ายเป็นเครื่องมือทางด้านสถิติ คือวิธีการของการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล ซึ่งเป็นการนำข้อมูลอนุกรมเวลามาใช้ในการพยากรณ์ โดยใช้ค่า (MAD), (RMSE) และ (MAPE) ซึ่งเป็นเครื่องมือทางสถิติวัดความแม่นยำการเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์ของทั้ง 3 วิธีการ ระหว่างอัตราแลกเปลี่ยนที่ได้จากการพยากรณ์ และอัตราแลกเปลี่ยนที่เกิดขึ้นจริงตลอดจนค่าของ (MAD), (RMSE) และ (MAPE) พบว่าวิธีการของการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลเป็นวิธีการที่สามารถพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนได้ถูกต้องกว่าวิธีการของอำนาจซื้อเสมอภาคเปรียบเทียบในขณะที่วิธีการของอินเตอร์เนชั่นแนลฟิชเชอร์เอฟเฟคเป็นวิธีการที่ไม่สามารถพยากรณ์ได้ใกล้เคียงกับอัตราแลกเปลี่ยนที่เกิดขึ้นจริงเลย

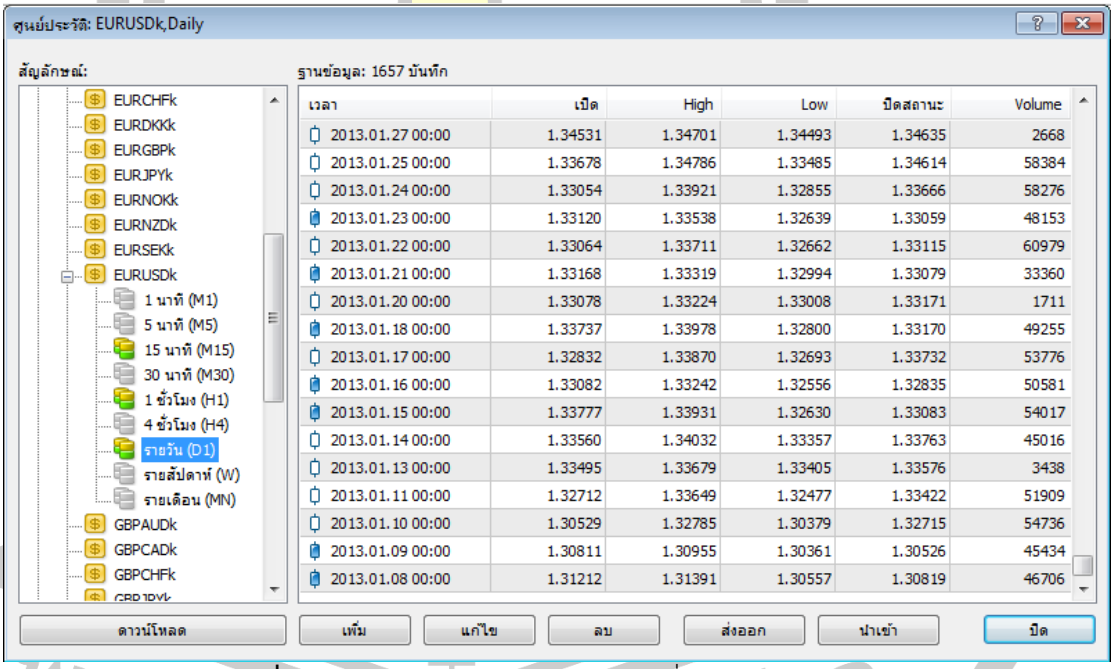
2.2.8 สุเมศวร์ ฮาชิม [35] ได้ศึกษาการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราระหว่างประเทศด้วยวิธีของบอกซ์-เจนกินส์ โดยใช้ตัวแบบ ARIMA ในการศึกษาได้สร้างตัวแบบเพื่อใช้ในการพยากรณ์ทั้งสิ้น 3 ตัวแบบเป็นตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท และเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกา,เงินบาท และเงินยูโรของประเทศสมาชิกสหภาพยุโรป และระหว่างเงินบาท และเงินเยน ผลที่ได้จากการศึกษาพบว่าตัวแบบ ARIMA (0,1,1)เป็นตัวแบบที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนระหว่างเงินบาท และเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกา,เงินบาท และเงินยูโรของประเทศสมาชิกสหภาพยุโรป สำหรับตัวแบบที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนระหว่างเงินบาท และเงินญี่ปุ่น คือตัวแบบ ARIMA (0,1,1) เมื่อนำตัวแบบทั้งสามที่สร้างขึ้นไปทดสอบ ปรากฏว่าตัวแบบทั้งสามสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องด้วยความเชื่อมั่น 95%

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีการดำเนินการวิจัยในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้นำเอาขั้นตอนการทำเหมืองของมูลมาใช้เพื่อพยากรณ์การซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศด้วยวิธีการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา ซึ่งมีขั้นตอนการดำเนินการดังนี้ การเตรียมข้อมูล การทำกระบวนการก่อนการสร้างแบบจำลอง การสร้างแบบจำลอง และการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

3.1 การเตรียมข้อมูล

การเตรียมข้อมูลของงานวิจัยนี้ข้อมูลได้จาก https://www.exness.com/ ซึ่ง Exness เป็น Broker Forex ที่เป็นตัวแทนในการซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินตราโดยระบบออนไลน์ ผู้วิจัยใช้ข้อมูลอัตราการซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงิน Forex โดยใช้ชุดข้อมูล วัน จากสกุลเงิน 5 สกุล คือ EUR/USD, GBP/USD, NZD/USD, USD/CHF และ USD/JPY



ภาพประกอบที่ 3.1 ตัวอย่างชุดข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราช่วงเวลา

จากภาพประกอบที่ 3.1 คือข้อมูลตัวอย่างจากตลาดซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินออนไลน์ของเดือนมกราคม 2014 ถึง ธันวาคม 2017 โดยใช้อัตราสูงสุด และต่ำสุดในการซื้อแลกเปลี่ยนสกุลเงิน 5 สกุล EUR/USD, USD/JPY, USD/CHF, NZD/USD และ GBP/USD โดยแยกชุดข้อมูลเป็น 2 ชุดข้อมูล คือ ชุดข้อมูลตามวัน และตามสัปดาห์

3.2 การทำกระบวนการก่อนการสร้างแบบจำลอง

การทำกระบวนการก่อนการสร้างแบบจำลอง โดยการแปลงข้อมูล (Data transformation) จากข้อมูลที่ได้จากโปรแกรม Metatrader 4 ดังภาพประกอบที่ 3.1 จากโบรกเกอร์ Exness ได้จัดเก็บข้อมูลการซื้อขาย โดยแบ่งข้อมูลดัง ตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 คำอธิบายตัวแปรและชนิดของตัวแปร

ตัวแปร	คำอธิบายตัวแปร	ชนิดตัวแปร
Date	วัน	date
Week	สัปดาห์	Number
High_price	จุดสูงสุดของกราฟ	Number
Low_price	จุดต่ำสุดของกราฟ	Number
EUR/USD	ยูโร-ดอลลาร์สหรัฐ	Number
USD/JPY	ดอลลาร์สหรัฐ-เยนญี่ปุ่น	Number
USD/CHF	ดอลลาร์สหรัฐ-ฟรังค์สวิส	Number
NZD/USD	ดอลลาร์นิวซีแลนด์-ดอลลาร์สหรัฐ	Number
GBP/USD	ปอนด์อังกฤษ-ดอลลาร์สหรัฐ	Number

ภาพประกอบที่ 3.2 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน EUR/USD

จากภาพประกอบที่ 3.2 จะเห็นได้ว่าลักษณะของกราฟเป็นการฝันแปรตามฤดูกาล (Seasonal variation) เป็นการเปลี่ยนแปลงตามอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นซ้ำๆ กันในช่วงเวลาหนึ่ง

ภาพประกอบที่ 3.3 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน GBP/USD

จากภาพประกอบที่ 3.3 จะเห็นได้ว่า ลักษณะของกราฟเป็นการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical variation) เป็นเป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนที่ซ้ำ ๆ กัน คล้ายกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล

ภาพประกอบที่ 3.4 ราคาซื้อคู่สกุลเงิน NZD/USD

จากภาพประกอบที่ 3.4 เห็นได้ว่ากราฟมีลักษณะการเคลื่อนที่แบบ เปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical variation) เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนที่ซ้ำ ๆ กัน คล้ายกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลเหมือนเช่นภาพประกอบที่ 3.3

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ภาพประกอบที่ 3.5 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน USD/CHF

จากภาพประกอบที่ 3.5 ลักษณะของกราฟมีการเคลื่อนที่แบบ เปลี่ยนแปลงที่ผิดปกติ (Irregular variation) เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เกิดจากปัจจัยอื่น ๆ นอกเหนือจากค่าแนวโน้ม การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลหรือการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร

ภาพประกอบที่ 3.6 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน USD/JPY

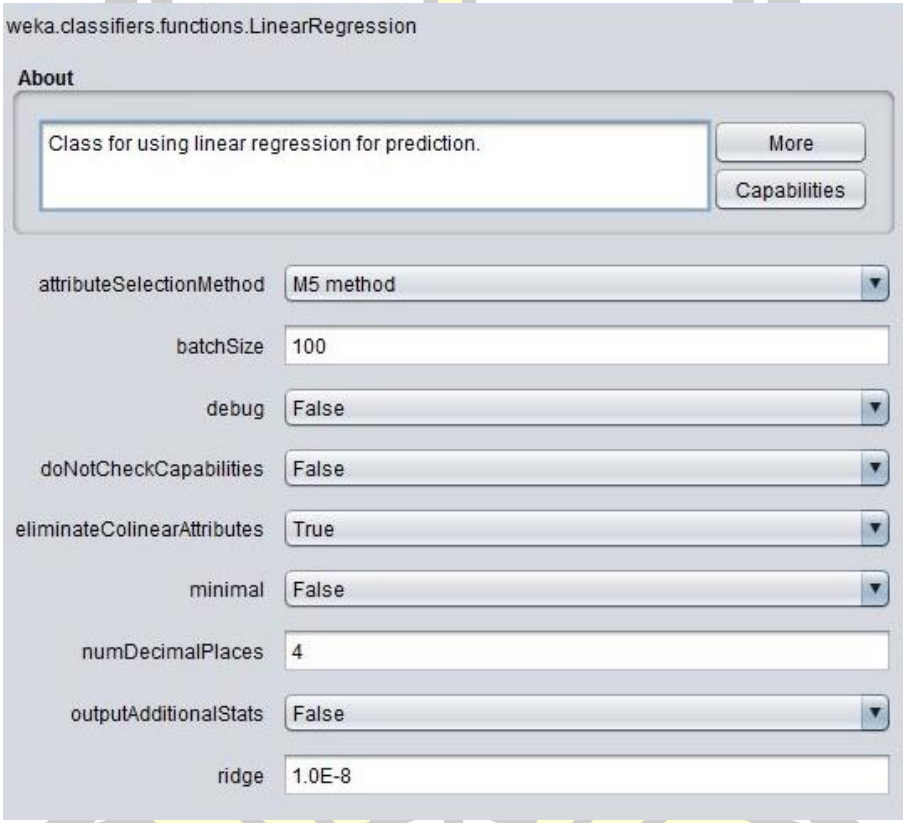
จากภาพประกอบที่ 3.6 กราฟมีลักษณะการเคลื่อนที่แบบการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical variation) เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนที่ซ้ำ ๆ กัน คล้ายกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล เพียงแต่การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรใช้ระยะเวลายาวกว่า

3.3 การสร้างแบบจำลอง

ในการสร้างแบบจำลองให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด ในการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศนั้นจะใช้เทคนิคอนุกรมเวลา เพื่อช่วยในการวิเคราะห์ และการแก้ปัญหาการขึ้นลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินของตลาด Forex โดยการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis) ด้วยเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ สร้างแบบจำลอง 4 แบบ คือ เทคนิคการถดถอยเชิงเส้น Linear

Regression (LR), เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น Multilayer Perceptron (MLP), เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย Support Vector Machine for Regression : (SVMR) และ เทคนิค Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg) ซึ่งสามารถกำหนดพารามิทเตอร์ของแต่ละเทคนิคได้ดังต่อไปนี้

1. การกำหนดพารามิทเตอร์ของเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น Linear Regression (LR) สามารถแสดงได้ดัง ภาพประกอบที่ 3.7



ภาพประกอบที่ 3.7 พารามิทเตอร์ของเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น

จากภาพประกอบที่ 3.7 เป็นการอธิบายถึงพารามิทเตอร์ของเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น Linear regression โดยคลาสของเทคนิคการถดถอยเชิงเส้นสำหรับการพยากรณ์ และมีเมนูการตั้งค่าต่อไปนี้

1. attributeSelectionMethod คือการเลือกวิธีการในการทำงานของเทคนิค Linear regression ในเมนูนี้เลือกเป็นค่าเริ่มต้นคือ M5 method

2. batchsize คือ จำนวนตัวอย่างการพยากรณ์ที่ต้องการประมวลผลเบื้องต้น

3. debug คือ รายงานการแก้ไขจุดบกพร่องของข้อมูล

4. doNotCheckCapabilities คือ ถ้ามีการตั้งค่าความสามารถในการจำแนกประเภทจะไม่ได้รับการตรวจสอบก่อนสร้างตัวจำแนกประเภท ใช้ด้วยความระมัดระวัง

5. eliminate colinear attributes คือ การจำกัดคุณสมบัติในแนวเดียวกัน

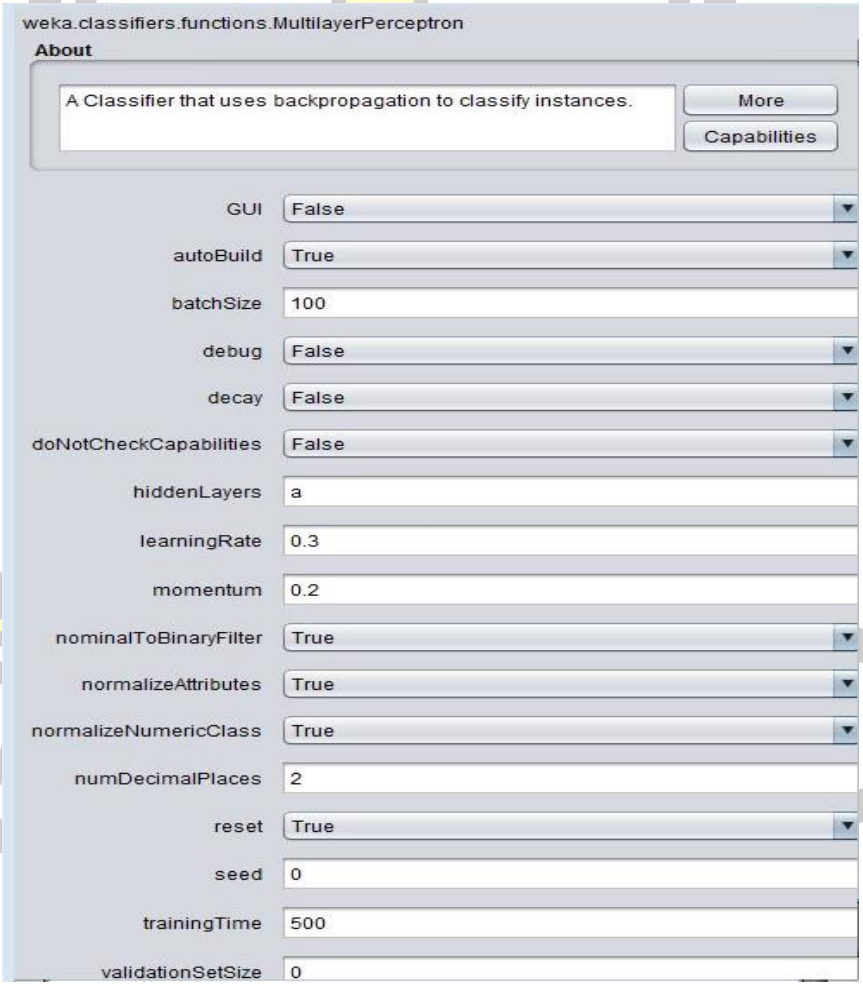
6. minimal คือ ค่าที่ต่ำที่สุด

7. numDecimalPlaces คือ จำนวนตำแหน่งทศนิยมที่จะใช้สำหรับผลลัพธ์ของตัวเลขในโมเดล

8. outputAdditionalStats คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสัมประสิทธิ์ และค่าสถิติ(t-test)

9. ridge คือ ความคุ้มค่าสูงสุดของพารามิเตอร์

2. การกำหนดพารามิทเตอร์เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น Multilayer Perceptron (MLP)



ภาพประกอบที่ 3.8 พารามิทเตอร์ของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น

จากภาพประกอบที่ 3.8 เป็นการแสดงถึงพารามิทเตอร์ของเทคนิค โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น Multi-Layer Perceptron: (MLP) ซึ่งเป็นการจำแนกประเภทที่ใช้ในการแพร่กระจายแล้วย้อนกลับไปยังตัวอย่างการแยกประเภทดังต่อไปนี้

1. GUI คือ หน้าจอติดต่อกับผู้ใช้งาน

2. autoBuild คือ เพิ่มการเชื่อมต่อการประมวลผลในโครงข่ายประสาทเทียม

3. batchsize คือ ตัวเลขที่ต้องการของตัวอย่างในการประมวลผลถ้าเป็นการพยากรณ์จะอยู่ในช่วงดำเนินการ

4. debug คือ รายงานการแก้ไขจุดบกพร่องของข้อมูล

5. decay คือ สาเหตุของการเรียนรู้นี้มีอัตราที่ลดลง

6. doNotCheckCapabilities คือ ถ้ามีการตั้งค่าความสามารถในการจำแนกประเภทจะไม่ได้รับการตรวจสอบก่อนสร้างตัวจำแนกประเภท ใช้ด้วยความระมัดระวัง

7. hiddenlayears คือ กำหนดการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียม

8. learningRate คือ จำนวนน้ำหนักที่เปลี่ยนไป

9. momentum คือ การประยุกต์การเคลื่อนที่ของน้ำหนักอยู่ในระหว่างการปรับปรุง

10. normalizeAttributes คือ ก่อนจะประมวลผลกับการกลั่นกรอง

11. normalizeNumericClass คือ ทำคุณลักษณะให้เป็นปกติ

12. numDecimalPlaces คือ ที่อยู่ของจำนวนทศนิยมสำหรับรูปแบบจำนวนการส่งออก

13. reset คือ การอนุญาตของเครือข่ายนี้เพื่อตั้งค่าการเรียนรู้ที่ต่ำกว่า

14. seed คือ ผลที่ได้ของผู้ใช้ส่งไปสุ่มจำนวนใหม่

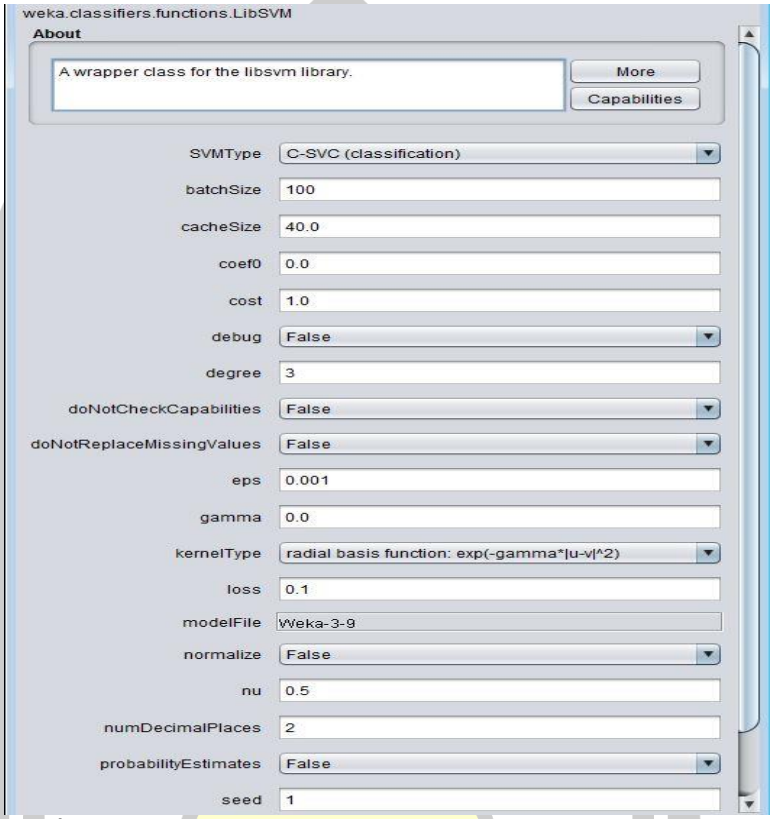
15. trainingtime คือ จำนวนตัวเลขของการเทรนข้อมูล

16. validationSetsize คือ ขนาดร้อยละของชุดตรวจสอบ

17. validationThreshold คือ การหยุดการตรวจสอบข้อมูลการทดสอบที่ผ่านการทดสอบมาแล้ว

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

3. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย Support Vector Machine for Regression (SVMR)



ภาพประกอบที่ 3.9 พารามิทเตอร์ของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย

จากภาพประกอบที่ 3.9 เป็นการแสดงภาพของพารามิทเตอร์ของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย Support Vector Machine for Regression : (SVMR) ดังต่อไปนี้

1. SVMType คือ ประเภทของเทคนิค SVM

2. batchsize คือ ตัวเลขที่ต้องการของตัวอย่างในการประมวลผลถ้าเป็นการพยากรณ์จะอยู่ในช่วงดำเนินการ

3. cascheSize คือ ขนาดความจุมีหน่วยเป็น Megabyte

4. coef0 คือ ค่าสัมประสิทธิ์ที่ใช้

5. cost คือ ค่าตัวแปร C สำหรับ C-SVC ,epsilon-SVR, and nu-SVR

6. debug คือ รายงานการแก้ไขจุดบกพร่องของข้อมูล

7. degree คือ ระดับ

8. doNotCheckCapabilities คือ ถ้ามีการตั้งค่าความสามารถในการจำแนกประเภทจะไม่ได้รับการตรวจสอบก่อนสร้างตัวจำแนกประเภท ใช้ด้วยความระมัดระวัง

9. doNotReplaceMissingValues คือ หยุดการทำงานอัตโนมัติแทนที่ค่าที่หายไป

10. asp คือ เกณฑ์ที่สิ้นสุด

11. gamma คือ แกมมาที่ต้องใช้

12. KernalType คือ ประเภทของ Kernal

13. loss คือ epsilon สำหรับการสูญเสียฟังก์ชันใน epsilon

14. normalize คือ การทำให้ข้อมูลเป็นปกติ

15. nu คือ ค่าของ nu สำหรับ nu-SCV, one-class SVM และ nu-SVR

16. numDecimalPlaces คือ ที่อยู่ของจำนวนทศนิยมสำหรับรูปแบบจำนวนการส่งออก

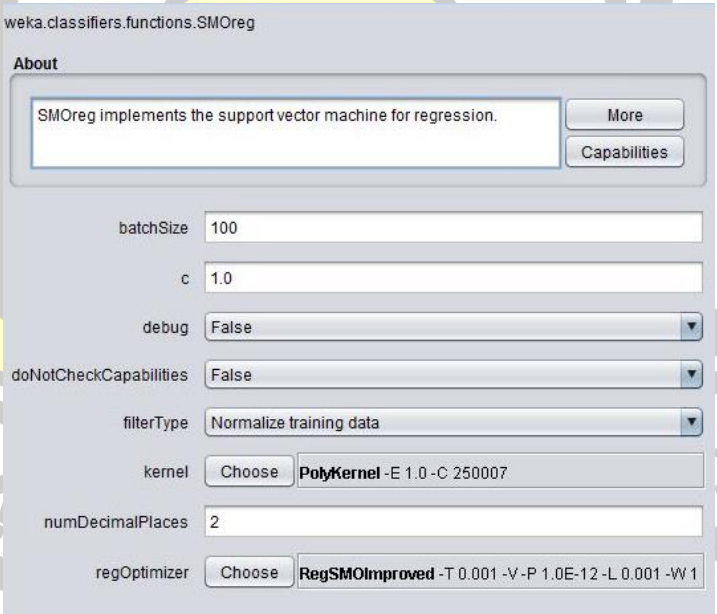
17. probabilityEstimates คือ การสร้างความน่าจะเป็นหรือประมาณการแทนด้วย -1/+1 สำหรับการจัดหมวดหมู่ของปัญหาที่เกิดขึ้น

18. seed คือ ผลที่ได้ของผู้ใช้ส่งไปสุ่มจำนวนใหม่

19. shrinking คือ ลดการแก้ปัญหา

20. weights คือ น้ำหนักที่ใช้สำหรับเรียนรู้รายการที่ว่างเปล่า (ซึ่งเป็นค่าเริ่มต้นของการใช้งาน)

4. การกำหนดพารามิทเตอร์ Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg)



ภาพประกอบที่ 3.10 พารามิทเตอร์ของเทคนิค Sequential Minimal Optimization for Regression

จากภาพประกอบที่ 3.10 เป็นการแสดงพารามิทเตอร์ของเทคนิค Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg) ซึ่งเทคนิค (SMOreg) มีเครื่องมือเวกเตอร์สำหรับสนับสนุนเทคนิคการถดถอยเชิงเส้นมีค่าเริ่มต้นการทำงานดังต่อไปนี้

1. batchsize คือ ตัวเลขที่ต้องการของตัวอย่างในการประมวลผลถ้าเป็นการพยากรณ์จะอยู่ในช่วงดำเนินการ

2. C คือ ระดับความซับซ้อนของพารามิเตอร์ C

3. debug คือ รายงานการแก้ไขจุดบกพร่องของข้อมูล

4. doNotCheckCapabilities คือ ถ้ามีการตั้งค่าความสามารถในการจำแนกประเภทจะไม่ได้รับการตรวจสอบก่อนสร้างตัวจำแนกประเภท ใช้ด้วยความระมัดระวัง

5. filterType คือ การกำหนดข้อมูลอย่างไรให้มีการเปลี่ยนแปลง

6. Kernel คือ ประเภทของ kernel ที่ใช้

7. numDecimalPlaces คือ ที่อยู่ของจำนวนทศนิยมสำหรับรูปแบบจำนวนการส่งออก

8. regOptimizer คือ ขั้นตอนวิธีกระบวนการเรียนรู้

3.4 การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้หลักการ Sliding Window ในการแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลการซื้อขายของตลาด Forex จะแบ่งชุดข้อมูล 2 ชุดข้อมูล คือ ชุดข้อมูลตามวัน และตามสัปดาห์
ชุดข้อมูลตามวันในรอบแรกของการทดลองจะแบ่งจาก ม.ค. 2014 – ธ.ค. 2016 เป็นชุดฝึกสอนส่วน ม.ค. 2017 เป็นชุดทดสอบ ในรอบที่สองจาก ก.พ. 2014 - ม.ค. 2017 เป็นชุดฝึกสอน ส่วน ก.พ. 2017 เป็นชุดทดสอบ ตามลำดับทำทั้งหมด 12 รอบ ดังภาพประกอบที่ 3.11

ภาพประกอบที่ 3.11 การพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราด้วยหลักการ sliding windows รายวัน

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้รากกำลังสองเฉลี่ยผิดพลาด Root Mean Square Error: (RMSE) ราก กำลังสองเฉลี่ยผิดพลาดคือ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ Mean Absolute Error: (MAE) เป็น การวัดค่าความแตกต่างระหว่างค่าที่ได้จากการพยากรณ์ของแบบจำลองกับค่าจริง และรากกำลังสอง สัมพัทธ์มีความผิดพลาด Root relative squared error: (RRSE) วัดความสัมพันธ์กับข้อมูลการ พยากรณ์ได้ถูกนำมาใช้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งตัวพยากรณ์เพียงค่าเฉลี่ยของค่าที่แท้จริงเท่านั้น

บทที่ 4
ผลการวิจัย

จากการศึกษาสามารถแสดงผลพยากรณ์อัตราการแลกเปลี่ยนเงินตรา ในแต่ละรอบการทดลองจากการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิค LR, MPL, SVMR และ SMOR และแสดงผลประสิทธิภาพการของการเปรียบเทียบด้วยแบบจำลองนี้ด้วย ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ของแบบจำลองพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาขึ้น และขาลง

4.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้น

4.1.1 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE)

อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้เทคนิค Linear Regression(LR), Multilayer Perceptron (MPL), Support Vector Machine for Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg) จำนวน 12 รอบโดยแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้น สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 4.1 ถึงตารางที่ 4.6 ตามลำดับ

พหูน ปณฺฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.1 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน EUR/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.1150	0.0985	0.0451	0.0137
round2	0.1150	0.0168	0.0584	0.0177
round3	0.1369	0.0404	0.0844	0.0211
round4	0.0757	0.0141	0.0773	0.0101
round5	0.0314	0.0400	0.0330	0.0132
round6	0.0078	0.0038	0.0436	0.0351
round7	0.0230	0.0048	0.0280	0.0181
round8	0.0096	0.0117	0.0224	0.0074
round9	0.0223	0.0223	0.0148	0.0087
round10	0.0198	0.0186	0.0235	0.0202
round11	0.0140	0.0292	0.0628	0.0210
round12	0.0292	0.0782	0.0772	0.0274
Average	0.0500	0.0315	0.0475	0.0178

จากตารางที่ 4.1 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน EUR/USD พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0178

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.2 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน GBP/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0345	0.1415	0.1546	0.0436
round2	0.0345	0.0755	0.2246	0.0315
round3	0.0324	0.0090	0.1856	0.0582
round4	0.1386	0.0326	0.1847	0.0264
round5	0.0372	0.0363	0.1682	0.0152
round6	0.0229	0.0219	0.1608	0.0331
round7	0.0344	0.0205	0.1580	0.0087
round8	0.0240	0.1484	0.1193	0.0113
round9	0.0997	0.0556	0.1011	0.0612
round10	0.0375	0.0171	0.1035	0.0118
round11	0.0175	0.0257	0.0724	0.0191
round12	0.0375	0.0812	0.0830	0.0497
Average	0.0459	0.0554	0.1430	0.0308

จากตารางที่ 4.2 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน GBP/USD พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0308

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.3 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน NZD/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0105	0.0241	0.0152	0.0144
round2	0.0105	0.0091	0.0043	0.0146
round3	0.0134	0.0235	0.0054	0.0131
round4	0.0279	0.0215	0.0139	0.0243
round5	0.0279	0.0236	0.0240	0.0138
round6	0.0139	0.0094	0.0206	0.0289
round7	0.0231	0.0224	0.0030	0.0161
round8	0.0065	0.1152	0.0063	0.0090
round9	0.0067	0.0115	0.0150	0.0200
round10	0.0269	0.0572	0.0411	0.0177
round11	0.0161	0.0271	0.0576	0.0103
round12	0.0160	0.0651	0.0353	0.0368
Average	0.0166	0.0341	0.0201	0.0182

จากตารางที่ 4.3 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน NZD/USD พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0182

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.4 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน UHF/CHF

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0274	0.1055	0.0274	0.0144
round2	0.0274	0.0035	0.0448	0.0232
round3	0.0456	0.0318	0.0650	0.0246
round4	0.0144	0.0187	0.0794	0.0071
round5	0.0236	0.0306	0.0287	0.0170
round6	0.0052	0.0062	0.0326	0.0215
round7	0.0163	0.0046	0.0234	0.0143
round8	0.0028	0.0062	0.0234	0.0044
round9	0.0182	0.0093	0.0054	0.0076
round10	0.0251	0.0263	0.0192	0.0135
round11	0.0116	0.0095	0.0275	0.0097
round12	0.0292	0.0247	0.0247	0.0284
Average	0.0206	0.0231	0.0335	0.0155

จากตารางที่ 4.4 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน NZD/USD พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0155

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.5 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน USD/JYP

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	2.5956	11.7156	17.5050	0.0047
round2	2.5956	0.7563	14.5607	4.6910
round3	5.7269	7.3951	7.1058	6.4086
round4	5.9977	8.0698	1.4311	1.6486
round5	5.0768	3.1818	3.7130	2.8856
round6	2.2615	0.5799	4.4000	1.6395
round7	3.4416	1.9530	3.5329	2.7124
round8	1.7077	9.1638	3.9361	1.3530
round9	3.2102	2.1474	2.1313	2.6662
round10	1.9634	4.3452	1.5930	1.3094
round11	2.6276	1.0011	1.3080	2.5129
round12	2.6450	1.6516	2.5901	1.0995
Average	3.3208	4.3300	5.3172	2.4109

จากตารางที่ 4.5 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน USD/JYP พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 2.4109

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.6 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นทุกคู่สกุลเงิน

คู่สกุลเงิน	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
EUR/USD_hightPrice	0.0500 ±0.0452	0.0316±0.0281	0.0476±0.0230	0.0179±0.0077
GBP/USD_hightPrice	0.0459 ±0.0343	0.0554±0.0455	0.1420±0.0447	0.0308±0.0179
NZD/USD_hightPrice	0.0166 ±0.0076	0.0341±0.0296	0.0201±0.0161	0.0182±0.0078
UHF/CHF_hightPrice	0.0206±0.0113	0.0231±0.0268	0.0335±0.0196	0.0155±0.0073
USD/JYP_hightPrice	3.3208±1.4030	4.3300±3.6299	5.3172±5.0689	2.4109±1.6480
Average	0.6908±1.3151	0.8949±1.7176	1.1123± 2.1029	0.4987±0.9562

หมายเหตุ ค่าด้านหลัง ± คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation:SD)

จากตารางที่ 4.6 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาขึ้น จาก แบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR MLP RBF และ SMOR นั้นพบว่า เทคนิค SMOR ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุด คือ 0.4987 ด้วยค่าเบี่ยงเบนที่ต่ำสุดเช่นกัน นั้นหมายถึง มีความผิดพลาดในการคำนวณด้วยเทคนิคนี้น้อยที่สุดในทางกลับกันหมายถึงเทคนิค SMOR เหมาะสำหรับการพยากรณ์มากที่สุดจากทุกเทคนิค

4.1.2 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE)

อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้เทคนิค Linear Regression (LR), Multilayer Perceptron (MPL), Support Vector Machine for Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg) จำนวน 12 รอบโดยแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้น สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 4.7 ถึงตารางที่ 4.12 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.7 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน EUR/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.1164	0.0991	0.0452	0.0145
round2	0.1164	0.0177	0.0588	0.0193
round3	0.1395	0.0413	0.0852	0.0230
round4	0.0813	0.0160	0.0779	0.0121
round5	0.0325	0.0408	0.0333	0.0150
round6	0.0088	0.0044	0.0438	0.0357
round7	0.0240	0.0058	0.0288	0.0192
round8	0.0107	0.0138	0.0241	0.0084
round9	0.0236	0.0263	0.0153	0.0099
round10	0.0230	0.0207	0.0253	0.0232
round11	0.0151	0.0311	0.0636	0.0223
round12	0.0309	0.0810	0.0777	0.0294
Average	0.0519	0.0332	0.0483	0.0193

จากตารางที่ 4.7 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน EUR/USD พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0193

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.8 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน GBP/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0360	0.1420	0.1548	0.0452
round2	0.0360	0.0763	0.2247	0.0345
round3	0.0373	0.0105	0.1857	0.0597
round4	0.1402	0.0349	0.1851	0.0282
round5	0.0405	0.0383	0.1686	0.0181
round6	0.0238	0.0222	0.1609	0.0342
round7	0.0362	0.0225	0.1582	0.0104
round8	0.0259	0.1503	0.1199	0.0129
round9	0.1014	0.0575	0.1013	0.0624
round10	0.0389	0.0192	0.1039	0.0136
round11	0.0193	0.0280	0.0727	0.0203
round12	0.0385	0.0829	0.0832	0.0508
Average	0.0478	0.0570	0.1433	0.0325

จากตารางที่ 4.8 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน GBP/USD พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0325

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.9 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน NZD/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0116	0.0248	0.0156	0.0452
round2	0.0116	0.0102	0.0049	0.0158
round3	0.0150	0.0243	0.0070	0.0150
round4	0.0308	0.0226	0.0145	0.0259
round5	0.0285	0.0243	0.0249	0.0147
round6	0.0149	0.0098	0.0208	0.0297
round7	0.0240	0.0225	0.0035	0.0171
round8	0.0075	0.1173	0.0069	0.0103
round9	0.0078	0.0136	0.0163	0.0213
round10	0.0274	0.0579	0.0412	0.0182
round11	0.0172	0.0282	0.0580	0.0115
round12	0.0166	0.0655	0.0355	0.0372
Average	0.0177	0.0351	0.0208	0.0218

จากตารางที่ 4.9 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน NZD/USD พบว่าเทคนิค Linear Regession ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0177

ตารางที่ 4.10 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน UHF/CHF

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0285	0.1068	0.0276	0.0155
round2	0.0285	0.0041	0.0449	0.0238
round3	0.0474	0.0328	0.0655	0.0259
round4	0.0169	0.0193	0.0795	0.0086
round5	0.0244	0.0311	0.0292	0.0180
round6	0.0060	0.0068	0.0328	0.0221
round7	0.0172	0.0053	0.0241	0.0152
round8	0.0034	0.0070	0.0237	0.0049
round9	0.0194	0.0107	0.0079	0.0088
round10	0.0267	0.0270	0.0199	0.0153
round11	0.0135	0.0109	0.0285	0.0112
round12	0.0297	0.0268	0.0252	0.0291
Average	0.0218	0.0240	0.0341	0.0165

จากตารางที่ 4.10 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน UHF/CHF พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0165

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.11 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน USD/JYP

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	2.7910	11.7914	17.5165	0.0057
round2	2.7910	0.9041	14.5677	4.7268
round3	5.9515	7.6462	7.3287	6.5909
round4	6.2970	8.1810	1.6286	1.9423
round5	5.2230	3.2769	3.7822	3.1095
round6	2.4151	0.6795	4.4357	1.7796
round7	3.7043	2.0771	3.7012	2.9134
round8	1.9060	9.5563	4.0243	1.5200
round9	3.4219	2.5409	2.2493	2.8703
round10	2.0926	4.4726	1.6967	1.4255
round11	2.7481	1.1798	1.4360	2.6604
round12	2.8336	1.8639	2.6328	1.2271
Average	3.5146	4.5141	5.4166	2.5643

จากตารางที่ 4.11 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน USD/JYP พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 2.5643

ตารางที่ 4.12 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยรากที่สองของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์กำลังสอง (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นทุกคู่สกุลเงิน

คู่สกุลเงิน	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
EUR/USD_hightPrice	0.0519±0.0457	0.0332±0.0281	0.0483±0.0229	0.0193±0.0077
GBP/USD_hightPrice	0.0478±0.0342	0.0570±0.0453	0.1433±0.0447	0.0325±0.0177
NZD/USD_hightPrice	0.0177±0.0077	0.0351±0.0297	0.0208±0.0160	0.0218±0.0103
UHF/CHF_hightPrice	0.0206±0.0114	0.0240±0.0269	0.0341±0.0192	0.0165±0.0072
USD/JYP_hightPrice	3.3208±1.4306	4.5141±3.6387	5.4166±5.0343	2.5643±1.6617
Average	0.6918±1.3146	0.9327±1.7908	1.1326±2.1425	0.5309±1.0167

หมายเหตุ ค่าด้านหลัง ± คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation:SD)

จากตารางที่ 4.12 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาขึ้นจาก แบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR, MLP, RBF, และ SMOR นั้นพบว่า เทคนิค SMOR มีค่าเฉลี่ย 0.5309 ที่เหมาะสม และผิดพลาดในการคำวนน้อยที่สุดเช่นเดียวกันกับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลง

4.2.1 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE)

อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้เทคนิค Linear Regression(LR), Multilayer Perceptron (MPL), Support Vector Machine for Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg) จำนวน 12 รอบโดยแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้น สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 4.13 ถึงตารางที่ 4.18 ตามลำดับ

พหูน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.13 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน EUR/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.1178	0.0849	0.0417	0.0133
round2	0.1178	0.0246	0.0562	0.0192
round3	0.1354	0.0386	0.0857	0.0239
round4	0.0884	0.0162	0.0830	0.0090
round5	0.0329	0.0411	0.0270	0.0136
round6	0.0074	0.0051	0.0348	0.0343
round7	0.0234	0.0071	0.0195	0.0175
round8	0.0090	0.0109	0.0136	0.0065
round9	0.0264	0.0244	0.0206	0.0084
round10	0.0186	0.0136	0.0319	0.0174
round11	0.0099	0.0290	0.0694	0.0150
round12	0.1178	0.0531	0.0775	0.0283
Average	0.0587	0.0290	0.0467	0.0172

จากตารางที่ 4.13 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน EUR/USD พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0172

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.14 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน GBP/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0596	0.1227	0.1530	0.0424
round2	0.0596	0.0895	0.2237	0.0322
round3	0.0363	0.0105	0.1860	0.0565
round4	0.1375	0.0430	0.1832	0.0264
round5	0.0351	0.0256	0.1708	0.0145
round6	0.0273	0.0268	0.1598	0.0345
round7	0.0388	0.0184	0.1579	0.0085
round8	0.0289	0.0837	0.1160	0.0109
round9	0.1018	0.0395	0.1003	0.0678
round10	0.0398	0.0144	0.1032	0.0141
round11	0.0192	0.0224	0.0710	0.0210
round12	0.0596	0.1321	0.0801	0.0482
Average	0.0536	0.0524	0.1421	0.0314

จากตารางที่ 4.14 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน GBP/USD พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0314

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.15 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0098	0.0256	0.0194	0.0144
round2	0.0098	0.0075	0.0089	0.0131
round3	0.0126	0.0253	0.0052	0.0139
round4	0.0267	0.0196	0.0105	0.0254
round5	0.0271	0.0201	0.0270	0.0126
round6	0.0120	0.0121	0.0255	0.0297
round7	0.0226	0.0216	0.0074	0.0151
round8	0.0064	0.0989	0.0080	0.0095
round9	0.0069	0.0101	0.0203	0.0184
round10	0.0263	0.0627	0.0468	0.0177
round11	0.0152	0.0264	0.0625	0.0096
round12	0.0098	0.0594	0.0351	0.0370
Average	0.0154	0.0324	0.0230	0.0180

จากตารางที่ 4.15 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD พบว่า Linear Regession ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0154

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.16 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน UHF/CHF

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0274	0.1055	0.0274	0.0144
round2	0.0274	0.0035	0.0448	0.0232
round3	0.0456	0.0318	0.0650	0.0246
round4	0.0144	0.0187	0.0794	0.0071
round5	0.0236	0.0306	0.0287	0.0170
round6	0.0052	0.0062	0.0326	0.0215
round7	0.0163	0.0046	0.0234	0.0143
round8	0.0028	0.0062	0.0234	0.0044
round9	0.0182	0.0093	0.0054	0.0076
round10	0.0251	0.0263	0.0192	0.0135
round11	0.0116	0.0095	0.0275	0.0097
round12	0.0292	0.0247	0.0247	0.0284
Average	0.0206	0.0231	0.0335	0.0155

จากตารางที่ 4.16 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 0.0155

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.17 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน USD/JYP

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	2.2599	2.2599	17.4703	1.1037
round2	2.2599	2.2599	14.3473	4.5543
round3	5.7083	5.7083	7.6779	5.7125
round4	5.2705	5.2705	1.3751	1.5612
round5	5.5496	5.5496	4.1835	3.5417
round6	2.1585	2.1585	4.1455	1.6834
round7	3.6665	3.6665	3.1812	2.6815
round8	1.6891	1.6891	3.6509	1.4872
round9	3.1860	3.1860	1.8531	2.5668
round10	2.0700	2.0700	1.3705	1.4471
round11	2.7195	2.7195	1.1771	2.7422
round12	2.2599	2.2599	2.5782	1.5219
Average	3.2331	4.1273	5.2509	2.5503

จากตารางที่ 4.17 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของคู่สกุลเงิน USD/JYP พบว่า SMO ให้ค่าเฉลี่ย (MAE) ต่ำสุดที่ 2.5503

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.18 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงทุกคู่สกุลเงิน

คู่สกุลเงิน	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
EUR/USD_hightPrice	0.0587±0.0494	0.0290±0.0219	0.0467± 0.0253	0.0172±0.0079
GBP/USD_hightPrice	0.0536±0.0329	0.0524±0.0414	0.1421±0.0453	0.0314±0.0183
NZD/USD_hightPrice	0.0154±0.0076	0.0324±0.0261	0.0230±0.0170	0.0180±0.0081
UHF/CHF_hightPrice	0.0217±0.0138	0.0249±0.0314	0.0420±0.0298	0.0145±0.0073
USD/JYP_hightPrice	3.2331±1.4092	4.1273±3.3582	5.2509±5.1032	2.5503±1.3626
Average	0.6765±0.3026	0.8532±0.6958	1.1009± 1.0441	0.5263±0.2808

หมายเหตุ ค่าด้านหลัง ± คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation:SD)

จากตารางที่ 4.18 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาขึ้น จาก แบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR MLP RBF และ SMOR นั้นพบว่า เทคนิค SMOR ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุด คือ 0.5263 ด้วยค่าเบี่ยงเบนที่ต่ำสุดเช่นกันนั้นหมายถึงมีความผิดพลาดในการคำนวณด้วยเทคนิคนี้น้อยที่สุดในทางกลับกันหมายถึงเทคนิค SMOR เหมาะสำหรับการพยากรณ์มากที่สุดจากทุกเทคนิค

4.2.2 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE)

อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้เทคนิค Linear Regression(LR), Multilayer Perceptron (MPL), Support Vector Machine for Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg) จำนวน 12 รอบโดยแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลง สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 4.19 ถึงตารางที่ 4.24 ตามลำดับ

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.19 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน EUR/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.1192	0.0854	0.0418	0.0140
round2	0.1192	0.0253	0.0565	0.0206
round3	0.1378	0.0395	0.0862	0.0255
round4	0.0943	0.0171	0.0832	0.0107
round5	0.0338	0.0419	0.0274	0.0152
round6	0.0083	0.0061	0.0350	0.0349
round7	0.0242	0.0085	0.0206	0.0185
round8	0.0099	0.0125	0.0157	0.0074
round9	0.0275	0.0282	0.0217	0.0095
round10	0.0218	0.0153	0.0330	0.0205
round11	0.0109	0.0307	0.0700	0.0161
round12	0.1192	0.0554	0.0778	0.0300
Average	0.0605	0.0305	0.0474	0.0186

จากตารางที่ 4.19 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน EUR/USD พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0186

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.20 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน GBP/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0608	0.1233	0.1532	0.0439
round2	0.0608	0.0906	0.2238	0.0370
round3	0.0417	0.0123	0.1860	0.0579
round4	0.1392	0.0449	0.1836	0.0282
round5	0.0382	0.0283	0.1714	0.0172
round6	0.0280	0.0272	0.1598	0.0356
round7	0.0405	0.0201	0.1581	0.0101
round8	0.0311	0.0849	0.1167	0.0128
round9	0.1036	0.0444	0.1005	0.0691
round10	0.0410	0.0168	0.1036	0.0160
round11	0.0209	0.0236	0.0713	0.0221
round12	0.0608	0.1352	0.0803	0.0492
Average	0.0555	0.0543	0.1423	0.0333

จากตารางที่ 4.20 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน GBP/USD พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0333

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.21 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0110	0.0266	0.0196	0.0155
round2	0.0110	0.0084	0.0095	0.0145
round3	0.0142	0.0260	0.0066	0.0160
round4	0.0294	0.0206	0.0110	0.0270
round5	0.0277	0.0211	0.0279	0.0133
round6	0.0130	0.0125	0.0257	0.0305
round7	0.0232	0.0217	0.0079	0.0161
round8	0.0073	0.1007	0.0095	0.0108
round9	0.0080	0.0121	0.0214	0.0198
round10	0.0268	0.0634	0.0469	0.0182
round11	0.0164	0.0278	0.0629	0.0107
round12	0.0110	0.0599	0.0353	0.0375
Average	0.0166	0.0334	0.0237	0.0192

จากตารางที่ 4.21 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD พบว่าเทคนิค Linear Regession ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0166

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.22 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน UHF/CHF

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	0.0300	0.1284	0.0529	0.0058
round2	0.0300	0.0061	0.0726	0.0231
round3	0.0578	0.0312	0.0903	0.0239
round4	0.0196	0.0190	0.1043	0.0099
round5	0.0246	0.0330	0.0293	0.0186
round6	0.0067	0.0033	0.0340	0.0245
round7	0.0175	0.0064	0.0258	0.0152
round8	0.0035	0.0121	0.0266	0.0052
round9	0.0141	0.0097	0.0075	0.0094
round10	0.0323	0.0302	0.0153	0.0162
round11	0.0117	0.0123	0.0226	0.0098
round12	0.0300	0.0246	0.0304	0.0259
Average	0.0231	0.0264	0.0426	0.0156

จากตารางที่ 4.22 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน UHF/CHF พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 0.0156

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.23 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน USD/JYP

รอบ	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
round1	2.4139	12.1036	17.4798	1.2438
round2	2.4139	0.9386	14.3523	4.5840
round3	5.9502	7.1338	7.8806	5.9094
round4	5.6120	7.9225	1.6365	1.8619
round5	5.7317	4.6418	4.2812	3.7780
round6	2.3299	0.7811	4.1819	1.8303
round7	3.9209	1.8678	3.3714	2.8694
round8	1.8902	6.5398	3.7527	1.6657
round9	3.3953	2.5665	1.9609	2.7622
round10	2.2044	3.9640	1.4729	1.5668
round11	2.8584	1.4584	1.2501	2.8801
round12	2.4139	1.7971	2.6320	1.6610
Average	3.4279	4.3096	5.3544	2.7177

จากตารางที่ 4.23 ประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของคู่สกุลเงิน USD/JYP พบว่าเทคนิค SMO ให้ค่าเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ 2.7177

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว

ตารางที่ 4.24 ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยรากที่สองของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์กำลังสอง (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงทุกคู่สกุลเงิน

คู่สกุลเงิน	Linear Regession	Multilayer Perceptron	Support Vector Machine for Regression	Sequential Minimal Optimization for Regression
EUR/USD_LowPrice	0.0605±0.0498	0.0305±0.0218	0.0474±0.0250	0.0186±0.0080
GBP/USD_LowPrice	0.0555±0.0328	0.0543±0.0413	0.1423±0.0452	0.0333±0.0181
NZD/USD_LowPrice	0.0166±0.0077	0.0334±0.0262	0.0237±0.0167	0.0192±0.0080
UHF/CHF_LowPrice	0.0231±0.0140	0.0264±0.0323	0.0426±0.0295	0.0156±0.0072
USD/JYP_LowPrice	3.4279±1.4480	4.3096±3.3446	5.3544±5.0667	2.7177±1.3566
Average	0.7167±0.3105	0.8908±0.6932	1.1221±1.0366	0.5609±0.2796

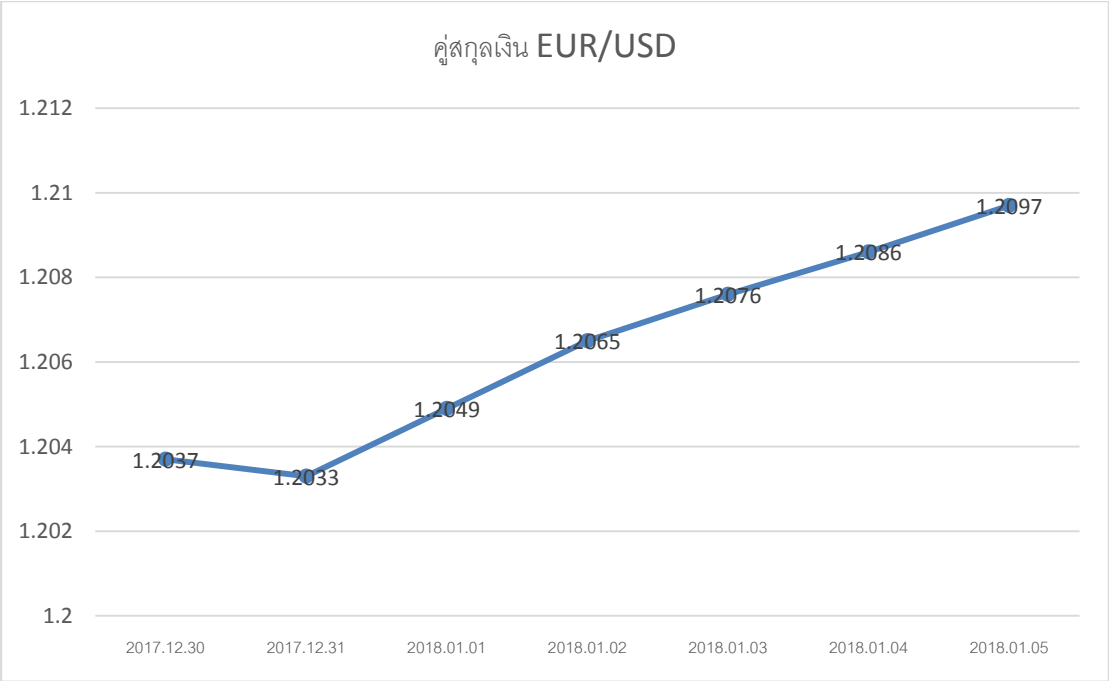
หมายเหตุ ค่าด้านหลัง ± คือค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation:SD)

จากตารางที่ 4.24 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาลงจาก แบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR, MLP, RBF, และ SMOR นั้นพบว่า เทคนิค SMOR มีค่าเฉลี่ยที่ 0.5609 เหมาะสม และผิดพลาดในการคำนวณน้อยที่สุดเช่นเดียวกันกับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

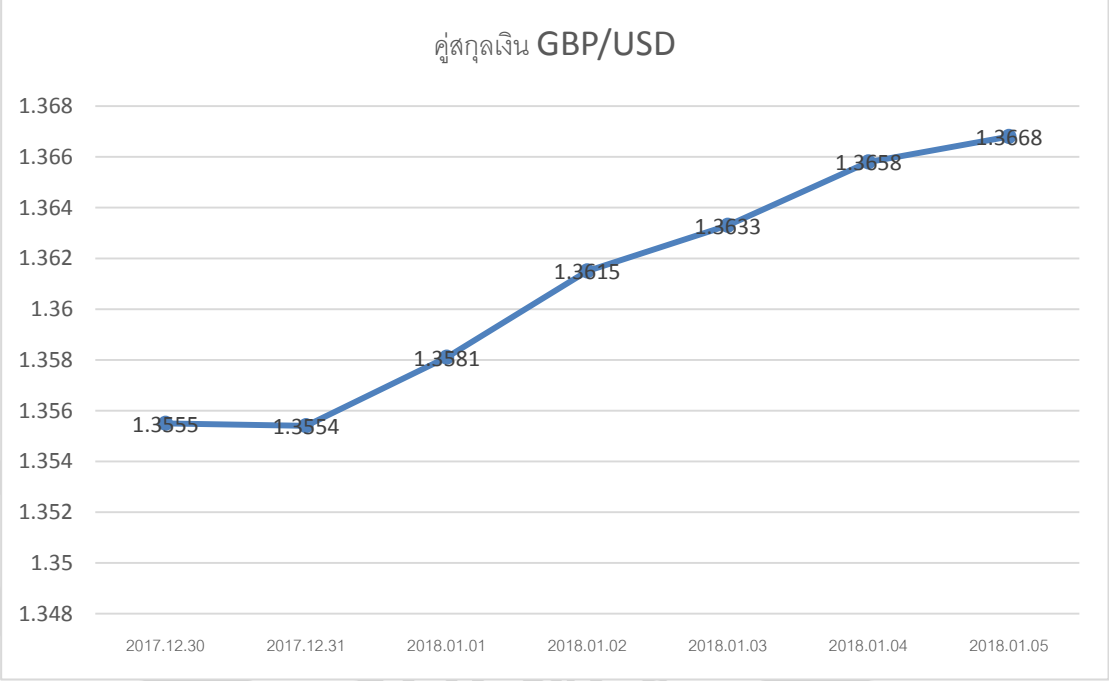
4.3 ผลการพยากรณ์

จากการทดลองเพื่อหาเทคนิคที่เหมาะสมกับการพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศนั้นสรุปได้ว่า เทคนิค Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOR) เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ จากนั้นผู้ทดลองได้ทำการพยากรณ์เป็น รายสัปดาห์ รายเดือน ผลที่ได้คือ

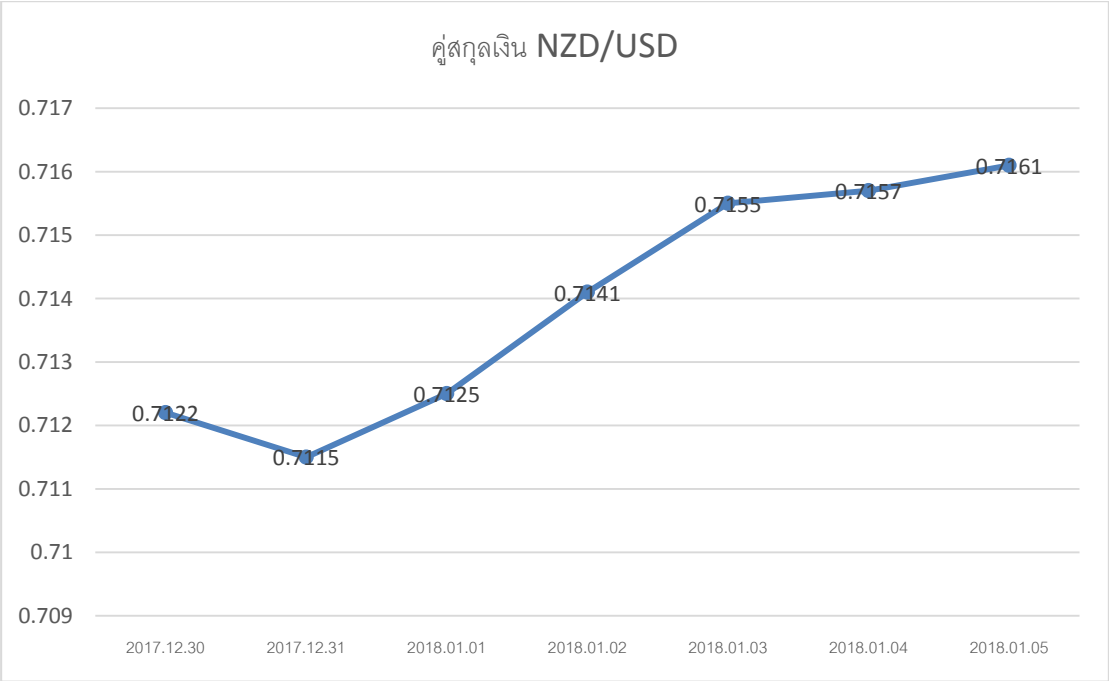
พหุน ปณฺ ฑิโต ชีเว



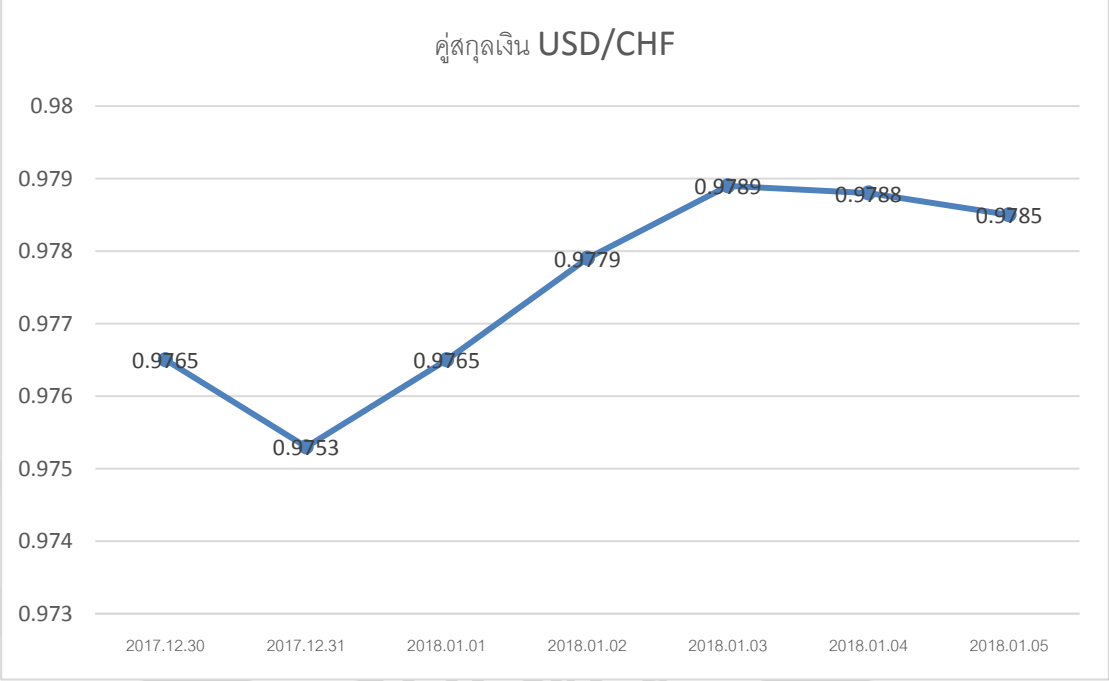
ภาพประกอบที่ 4.1 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาขึ้นรายสัปดาห์



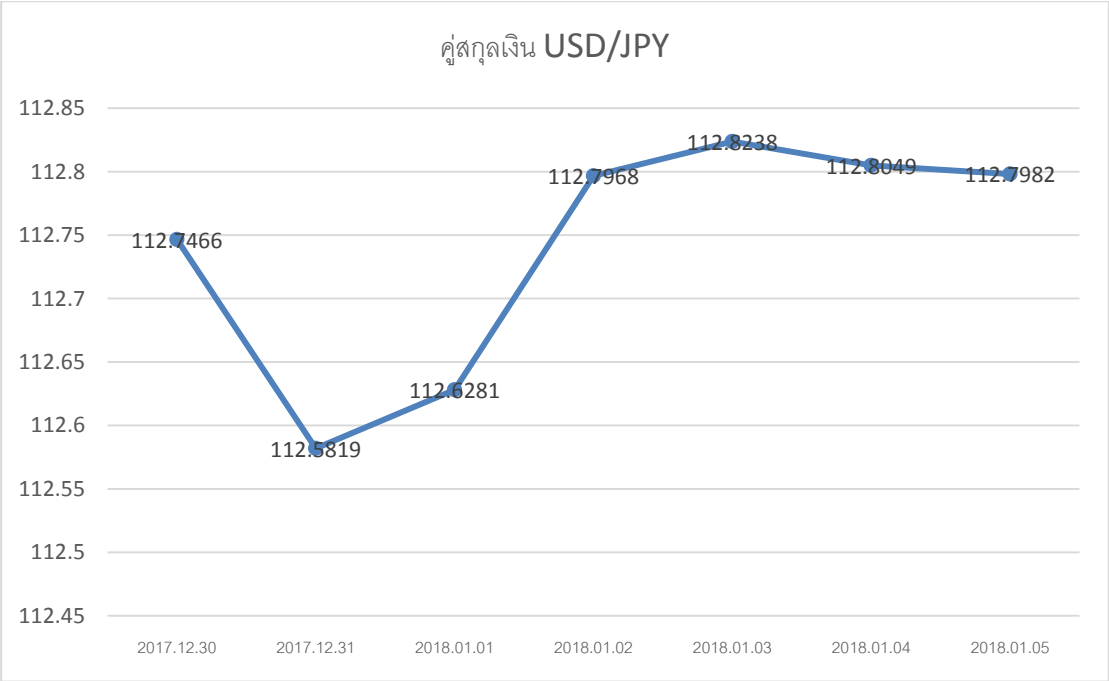
ภาพประกอบที่ 4.2 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาขึ้นรายสัปดาห์



ภาพประกอบที่ 4.3 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาขึ้นรายสัปดาห์

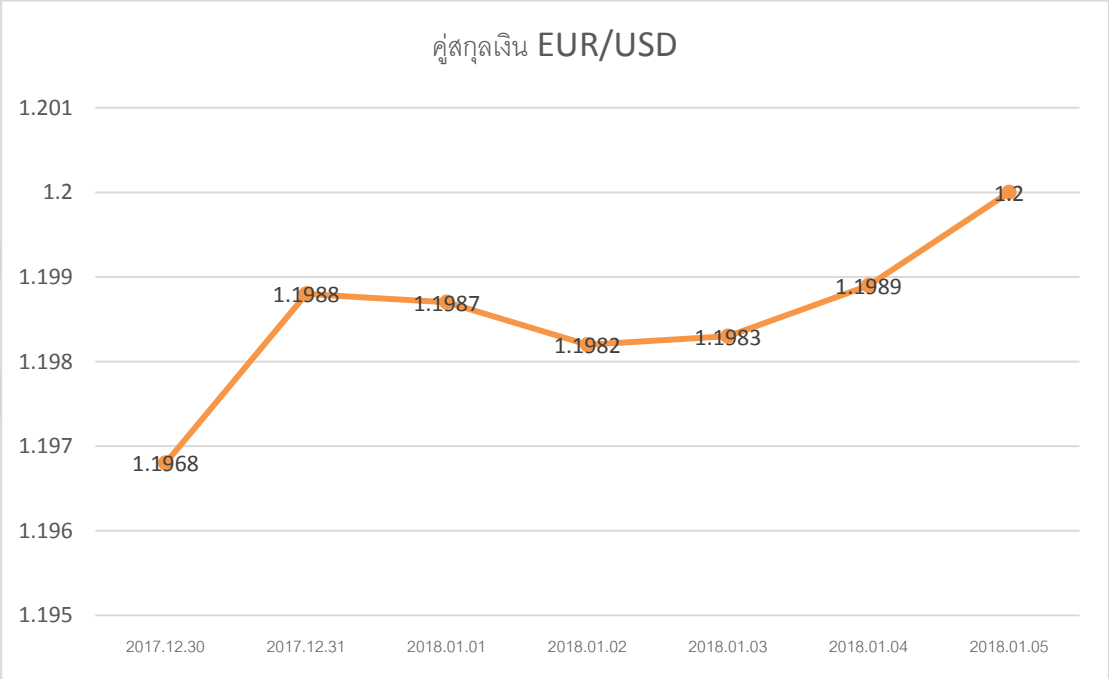


ภาพประกอบที่ 4.4 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาขึ้นรายสัปดาห์

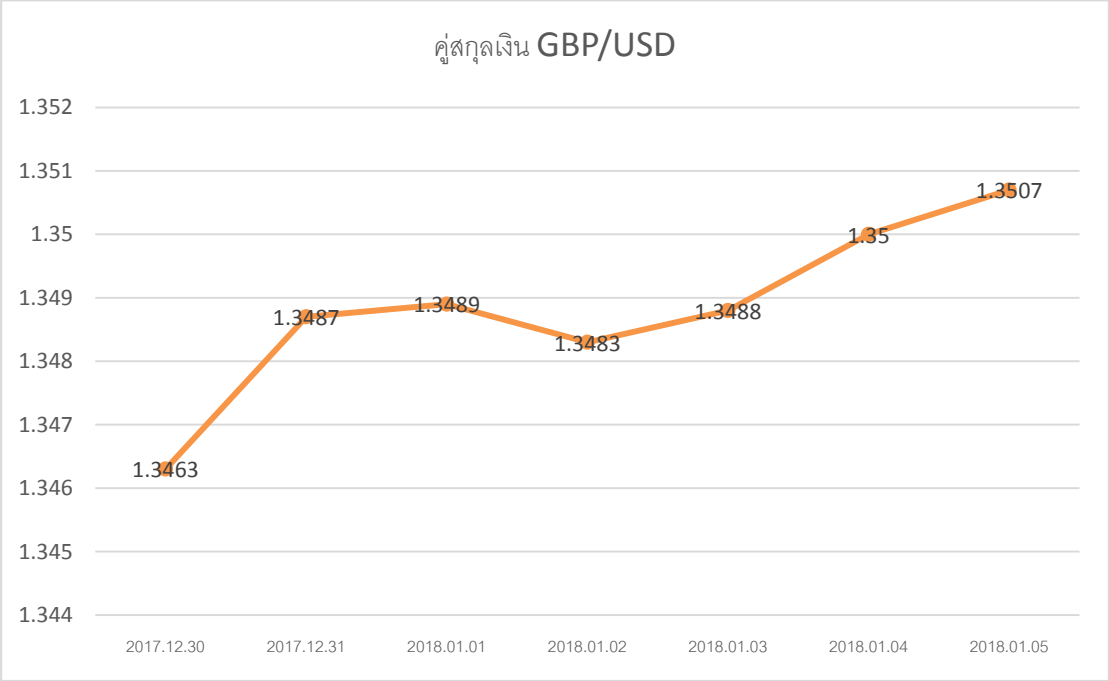


ภาพประกอบที่ 4.5 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาขึ้นรายสัปดาห์

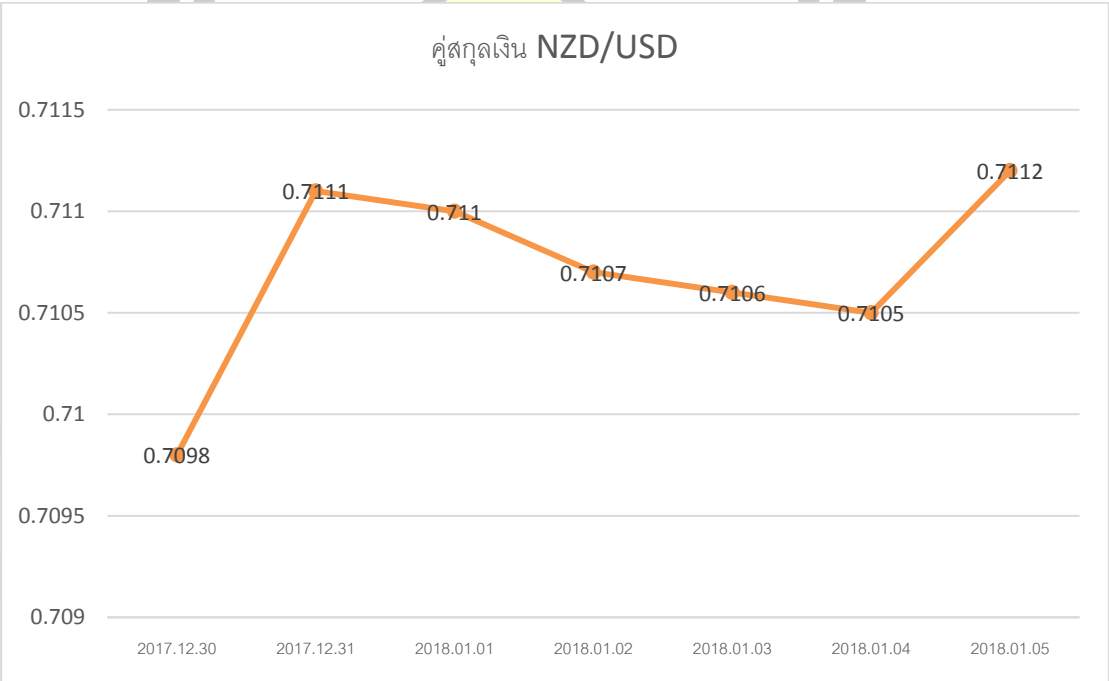
จากภาพประกอบที่ 4.1- 4.5 มีลักษณะเส้นกราฟที่มีความคล้ายคลึงกัน หรือเคลื่อนไหวของข้อมูลในช่วงเวลาที่ต่อเนื่องกันเมื่อเวลาผ่านไปเป็นระยะเวลายาว ซึ่งในการพยากรณ์ของอนุกรมเวลาการผันแปร ค่าแนวโน้ม (Secular Trend)



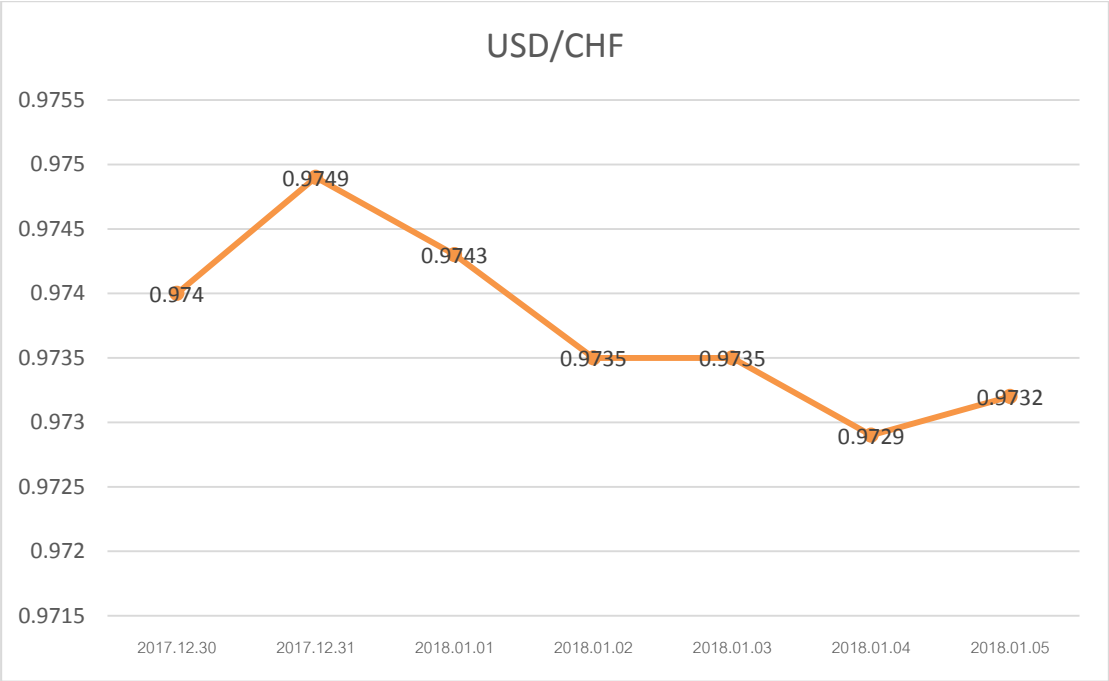
ภาพประกอบที่ 4.6 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาลงรายสัปดาห์



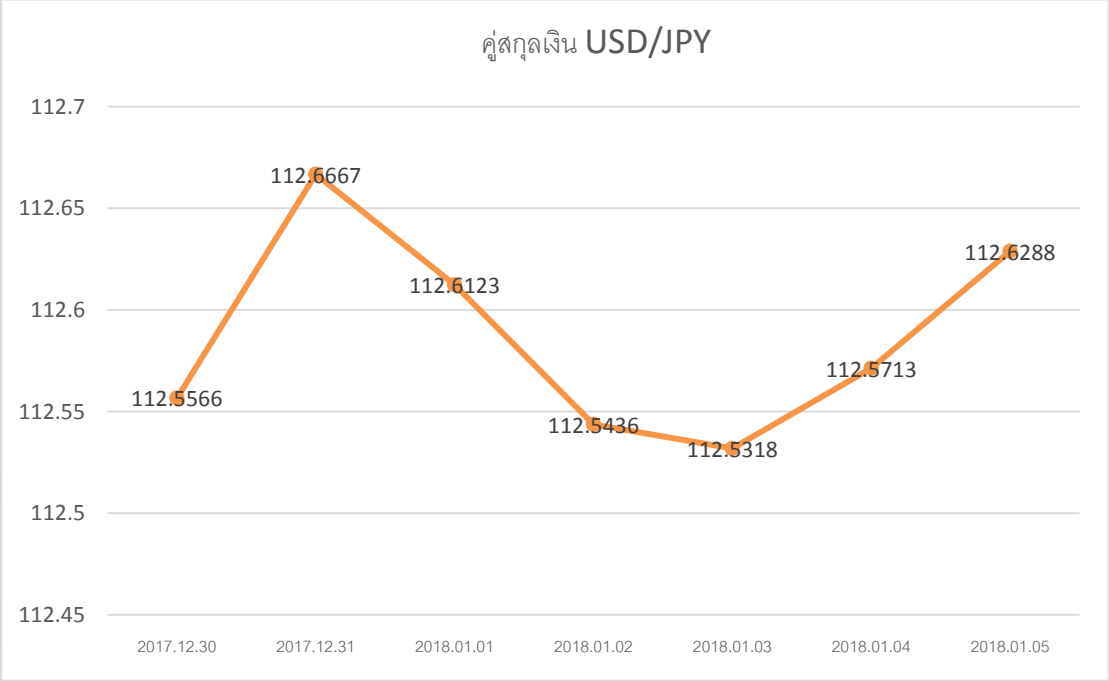
ภาพประกอบที่ 4.7 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาลงรายสัปดาห์



ภาพประกอบที่ 4.8 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาลงรายสัปดาห์

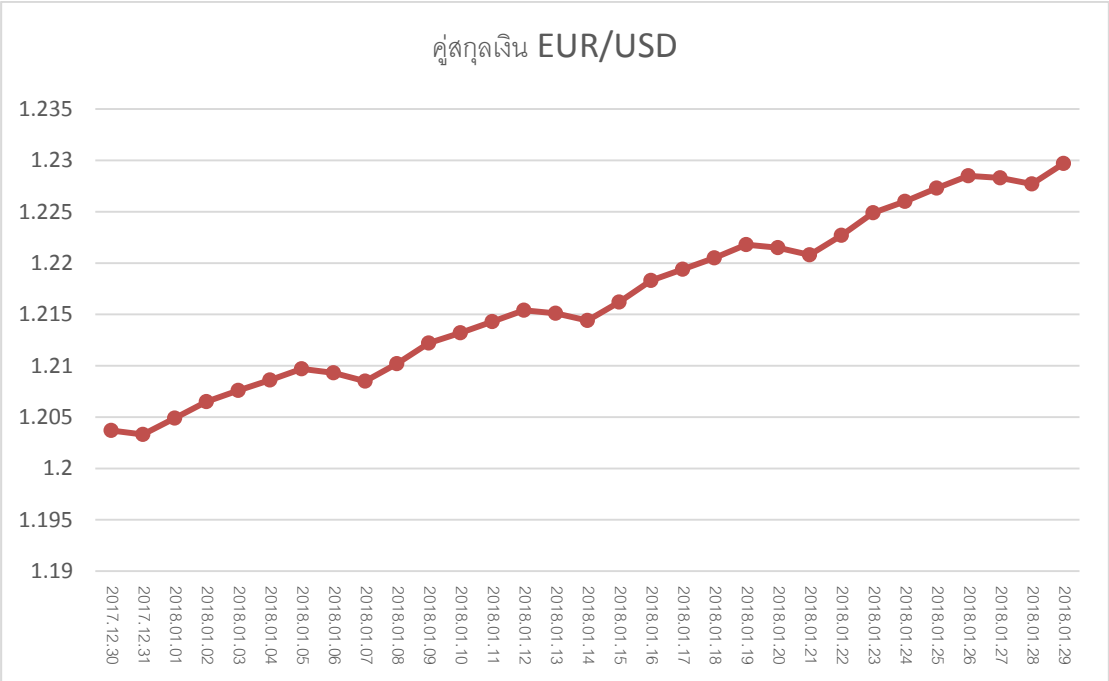


ภาพประกอบที่ 4.9 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาลงรายสัปดาห์

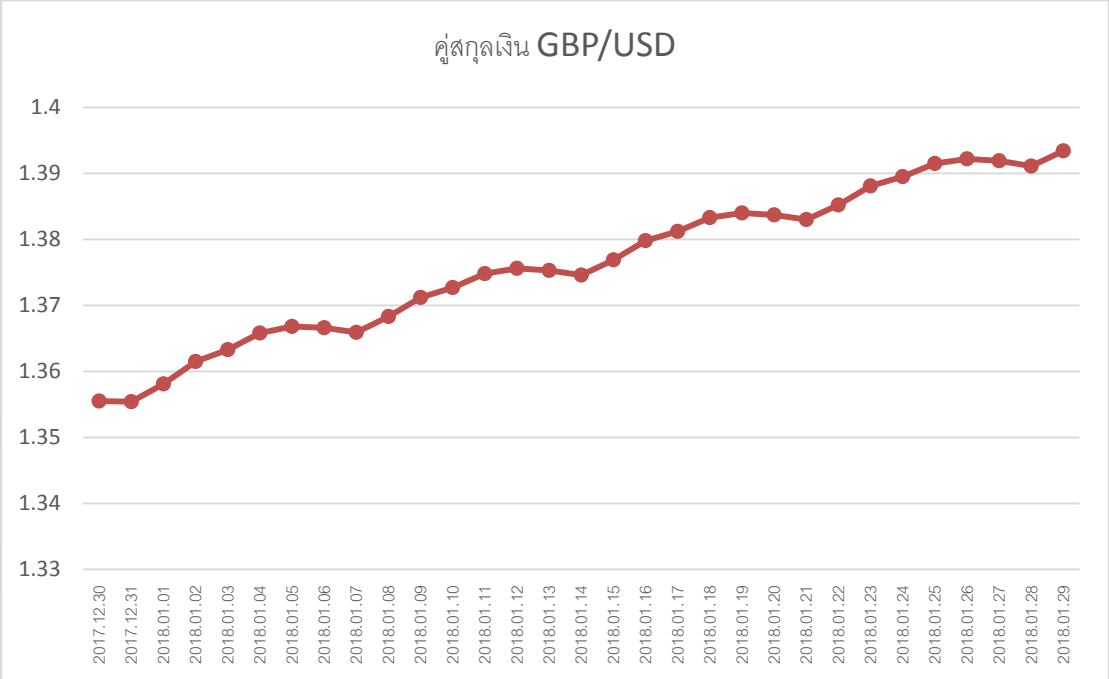


ภาพประกอบที่ 4.10 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาลงรายสัปดาห์

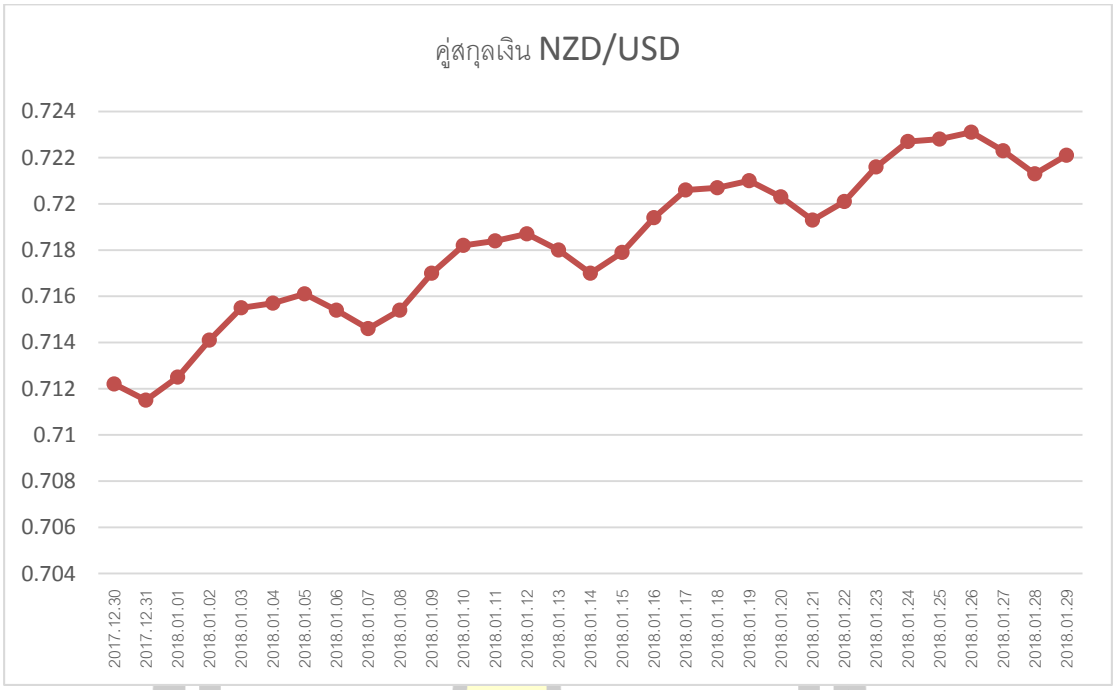
จากภาพประกอบที่ 4.6-4.10 มีการเปลี่ยนแปลงของกราฟของข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนที่ซ้ำ ๆ กัน คล้ายกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล เพียงแต่การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรใช้ระยะเวลายาวกว่า โดยแบบแผนของวัฏจักรนั้น ข้อมูลในแต่ละช่วงเวลาจะสั้นยาวไม่เท่ากัน



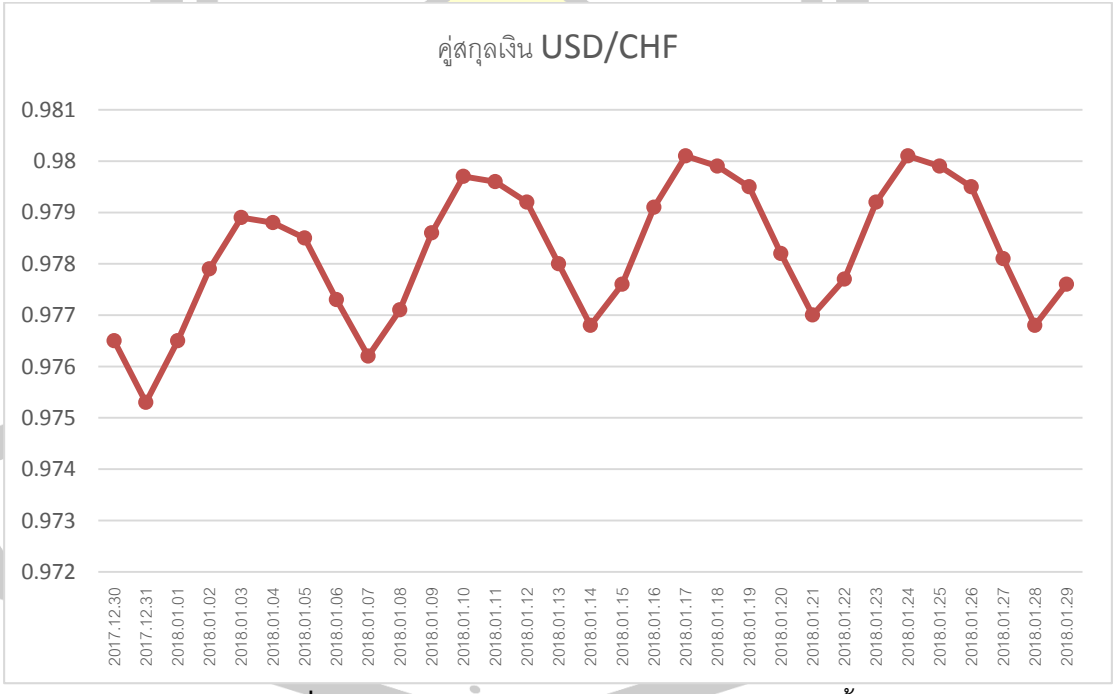
ภาพประกอบที่ 4.11 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาขึ้นรายเดือน



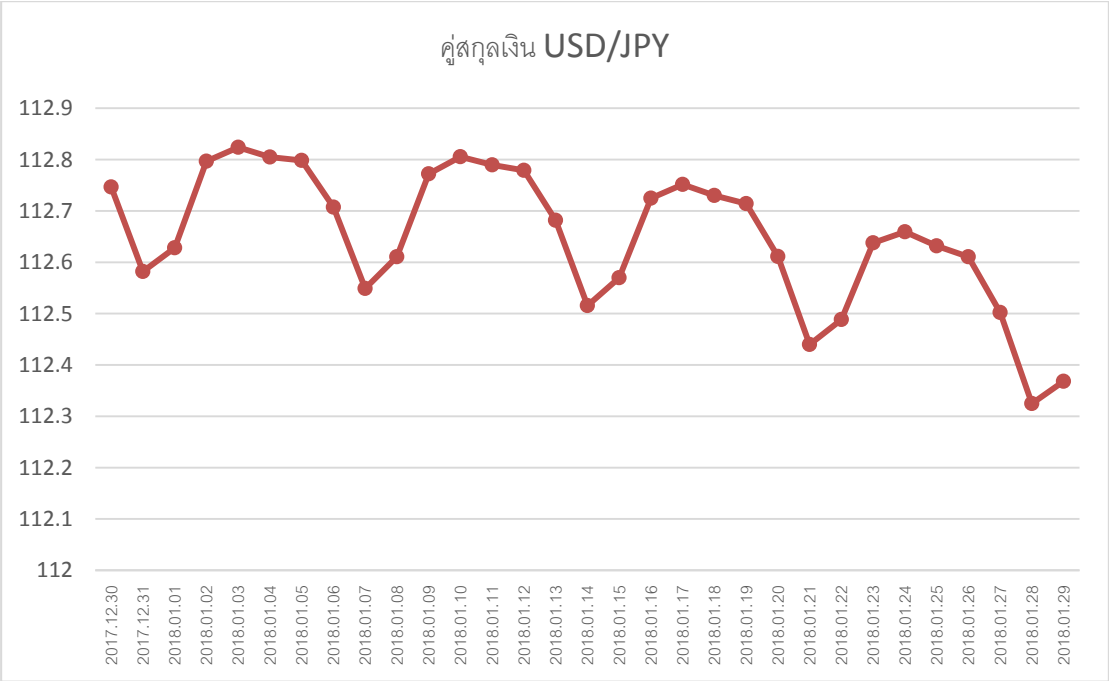
ภาพประกอบที่ 4.12 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาขึ้นรายเดือน



ภาพประกอบที่ 4.13 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาขึ้นรายเดือน

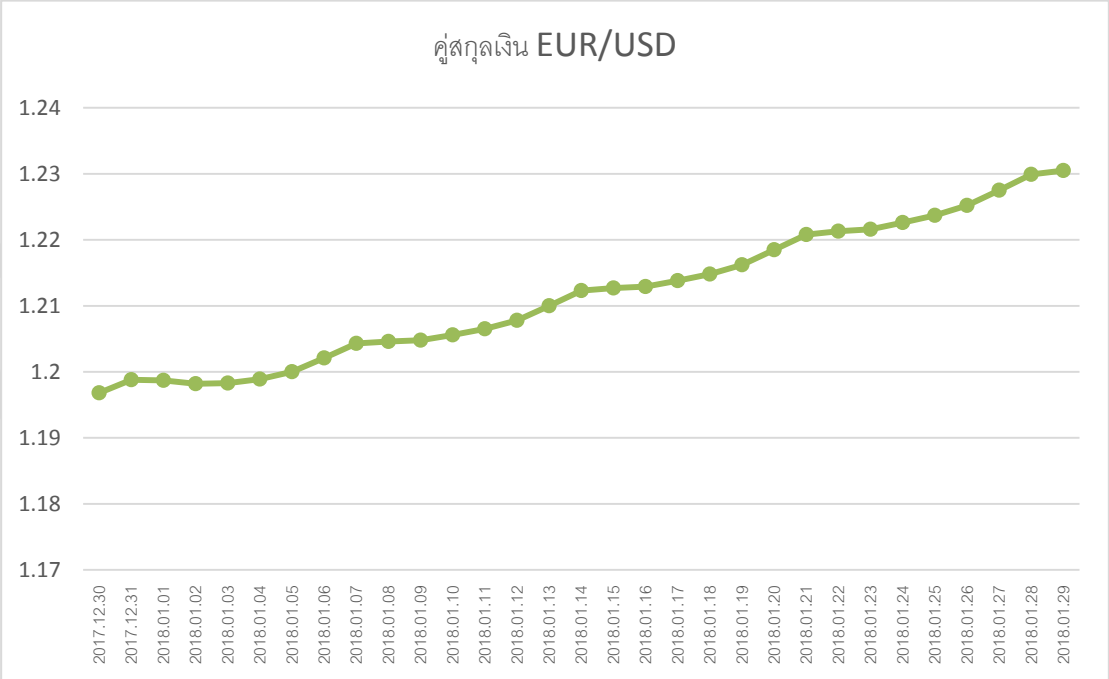


ภาพประกอบที่ 4.14 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาขึ้นรายเดือน

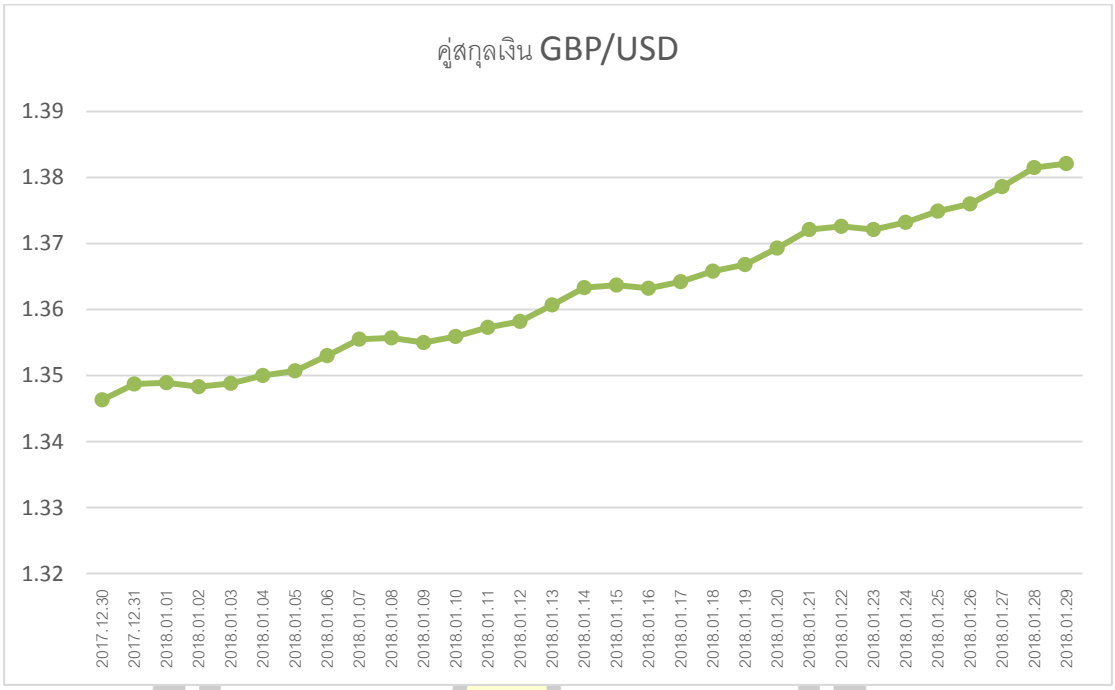


ภาพประกอบที่ 4.15 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาขึ้นรายเดือน

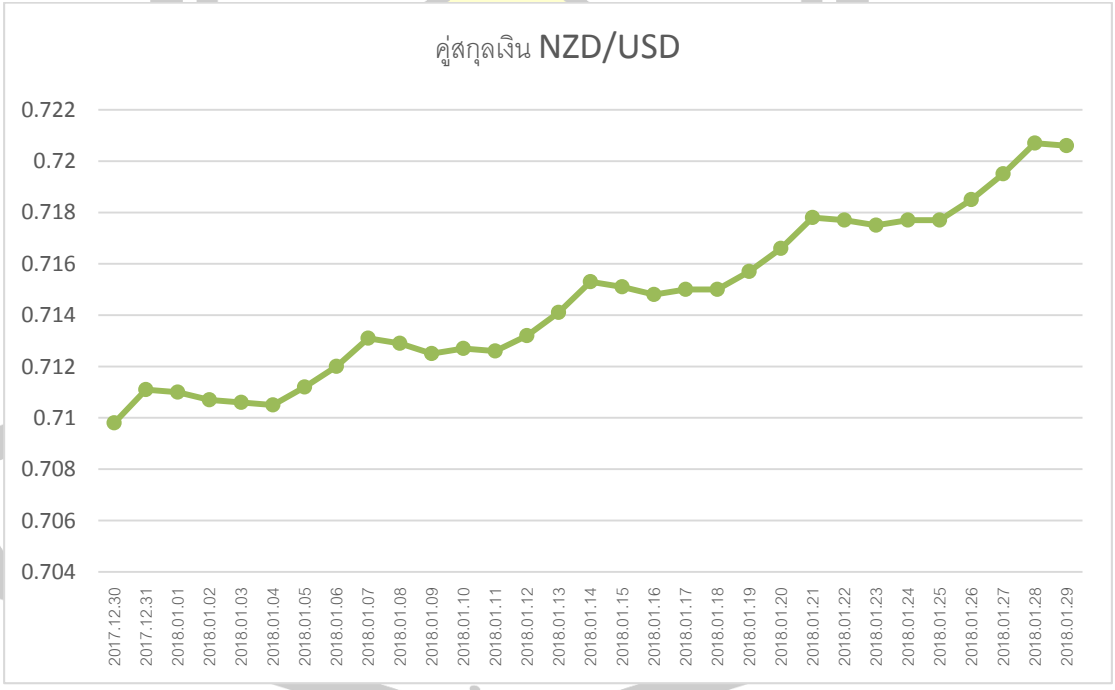
จากภาพประกอบที่ 4.11-4.15 ลักษณะของกราฟเป็นการการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะการเคลื่อนที่ซ้ำ ๆ กัน คล้ายกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล หรือที่เรียกว่า การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical variation) นั่นเอง



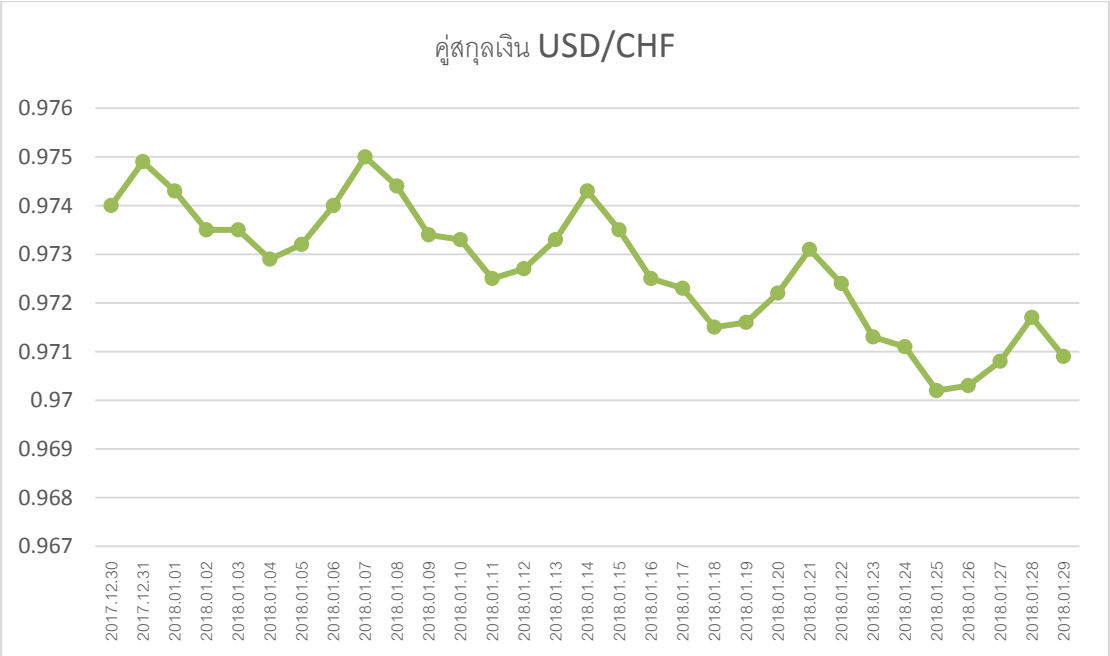
ภาพประกอบที่ 4.16 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน EUR/USD ขาลงรายเดือน



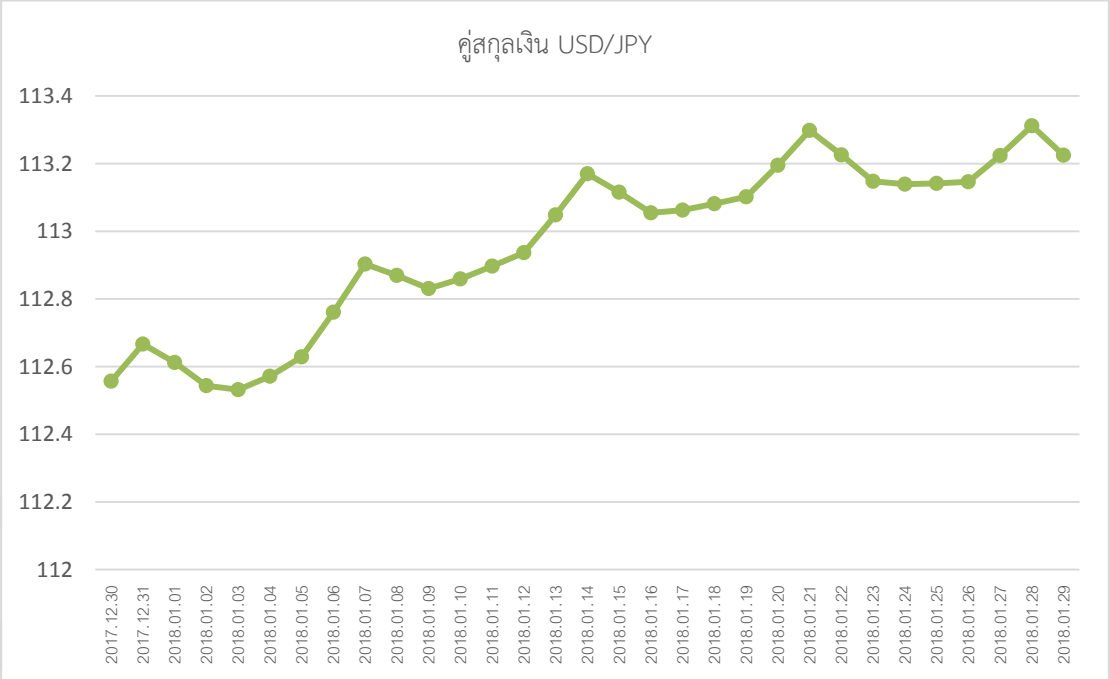
ภาพประกอบที่ 4.17 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน GBP/USD ขาลงรายเดือน



ภาพประกอบที่ 4.18 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน NZD/USD ขาลงรายเดือน



ภาพประกอบที่ 4.19 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/CHF ขาลงรายเดือน

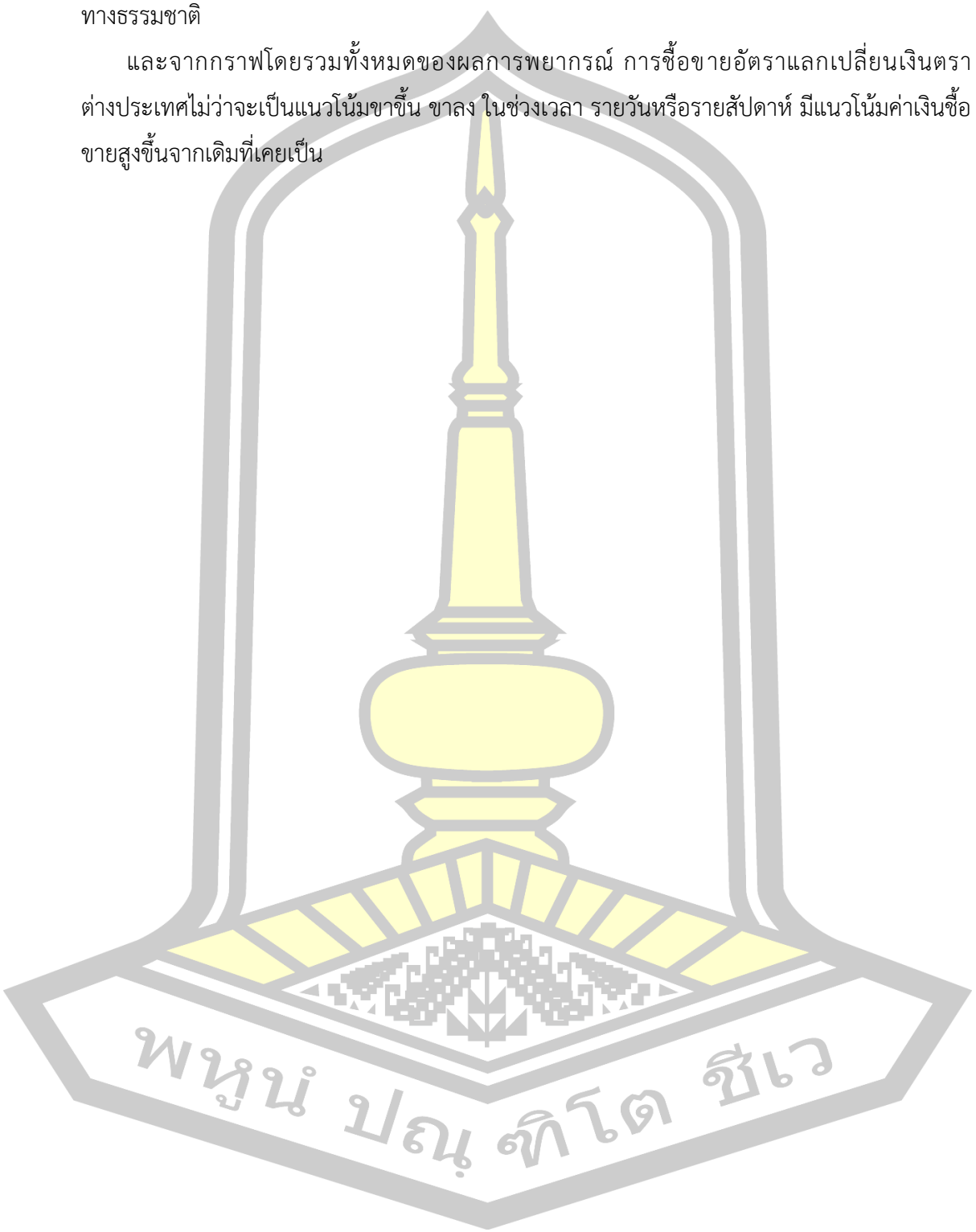


ภาพประกอบที่ 4.20 ผลการพยากรณ์คู่สกุลเงิน USD/JPY ขาลงรายเดือน

จากภาพประกอบ 4.16-4.20 จะเห็นได้ว่าการเคลื่อนไหวของกราฟ เคลื่อนไหวแบบอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นซ้ำ ๆ กันในช่วงเวลาหนึ่ง โดยจะคล้ายกันในช่วงเวลาเดียวกันจะเห็นได้อย่างเด่นชัดใน

อนุกรมเวลาของราคาผลผลิตทางการเกษตรเนื่องจากสิ่งเหล่านี้กระทบกระเทือนง่ายจากสภาวการณ์ทางธรรมชาติ

และจากกราฟโดยรวมทั้งหมดของผลการพยากรณ์ การซื้อขายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศไม่ว่าจะเป็นแนวโน้มขาขึ้น ขาลง ในช่วงเวลา รายวันหรือรายสัปดาห์ มีแนวโน้มค่าเงินซื้อขายสูงขึ้นจากเดิมที่เคยเป็น



บทที่ 5
สรุป วิจารณ์และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปและวิจารณ์

ในการศึกษาและพัฒนาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราแนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ 5 คู่สกุลเงินคือ EUR/USD, USD/JPY, USD/CHF, NZD/USD และ GBP/USD กับ4 เทคนิค Linear regression : (LR), Multi-Layer Perceptron: (MLP), Support Vector Machine for Regression: (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization for Regression: (SMOreg) นั้นพบว่าผลเป็นดังนี้

ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นพบว่าเทคนิค (SMOreg) มีค่าเฉลี่ยมีค่าเฉลี่ยที่เข้าใกล้ 0 มากที่สุดของทุกคู่สกุลเงินด้วยค่าเฉลี่ยรวมที่ 0.4987 และเมื่อนำมาแสดงในรูปแบบของกราฟเส้นจะเห็นได้ว่ากราฟเส้นมีลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาแบบการฝันแปรเป็น ค่าแนวโน้ม (Secular Trend) ดังภาพประกอบที่ 4.1-4.5 ซึ่งกล่าวได้ว่าเทคนิค (SMOreg) มีความเหมาะสมแก่การนำไปพยากรณ์เพื่อแสวงหาผลกำไรได้ในอนาคตของคู่สกุลเงิน EUR/USD, USD/JPY, USD/CHF, NZD/USD และ GBP/USD ขาขึ้นรายสัปดาห์

ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นของทุกคู่สกุลเงินนั้นพบว่าเทคนิค (SMOreg) มีค่าเฉลี่ยมีค่าเฉลี่ยที่เข้าใกล้ 0 เกือบทุกคู่สกุลเงินยกเว้นคู่สกุลเงิน NZD/USD ที่มีค่าเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 มากที่สุดที่ค่าเฉลี่ย 0.0177 ดังตารางที่ 4.9 ของเทคนิค (LR) ซึ่งกล่าวได้ว่าส่วนใหญ่แล้วเทคนิคที่เข้าใกล้ 0 ก็ยังเป็น (SMOreg) ที่ยังมีค่าเฉลี่ยรวมอยู่ที่ 0.5309 ดังตารางที่ 4.12 และเมื่อนำมาแสดงในรูปแบบของกราฟเส้นจะเห็นได้ว่า กราฟเส้นมีลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาเหมือนการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal variation) จากผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพนี้แสดงให้เห็นว่า ยังมีบางคู่สกุลเงินและบางเทคนิคที่มีค่าเฉลี่ย 0 ได้เช่นกันแต่ผลการพยากรณ์โดยรวมก็ยังมีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกันเป็นส่วนใหญ่

ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของทุกคู่สกุลเงินนั้นพบว่าเทคนิค (SMOreg) มีค่าเฉลี่ยมีค่าเฉลี่ยที่เข้าใกล้ 0 เกือบทุกคู่สกุลเงินยกเว้นคู่สกุลเงิน NZD/USD ที่มีค่าเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 มากที่สุดที่ค่าเฉลี่ย 0.0154 ดังตารางที่ 4.14 ของเทคนิค (LR) ซึ่งกล่าวได้ว่าส่วนใหญ่แล้วเทคนิคที่เข้าใกล้ 0 ก็ยังเป็น (SMOreg) ที่ยังมีค่าเฉลี่ยรวมอยู่ที่ 0.5263 ดังตารางที่ 4.18 แสดงได้ว่าคู่สกุลเงิน NZD/USD มี

ค่าเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 ที่เทคนิค (LR) เหมือนดังผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้นและเมื่อได้ทำการแสดงผลในรูปแบบของกราฟจะเห็นได้ว่า กราฟมีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal variation) ดังภาพประกอบที่ 4.11- 4.15

ผลเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (RMSE) ของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาลงของทุกคู่สกุลเงินนั้นพบว่าเทคนิค (SMOreg) มีค่าเฉลี่ยมีค่าเฉลี่ยที่เข้าใกล้ 0 เกือบทุกคู่สกุลเงินยกเว้นคู่สกุลเงิน NZD/USD ที่มีค่าเฉลี่ยเข้าใกล้ 0 มากที่สุดที่ค่าเฉลี่ย 0.0166 ดังตารางที่ 4.21 ของเทคนิค (LR) และเทคนิคที่มีค่าเฉลี่ยรวมที่เข้าใกล้ 0 มากที่สุดก็ยังเป็นเทคนิค (SMOreg) ที่ค่าเฉลี่ย 0.5609 ดังตารางที่ 4.24 และเมื่อนำตารางที่ได้มาแสดงเป็นกราฟจะเห็นได้ว่ากราฟออกมาในรูปแบบของอนุกรมเวลาเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal variation)

จากผลการการเปรียบเทียบประสิทธิภาพที่ได้กล่าวข้างต้นนี้แสดงให้เห็นว่าแนวโน้มของการพยากรณ์ส่วนใหญ่มีทิศทางไปทางเทคนิค (SMOreg) เป็นส่วนมากรองลงมาคือ เทคนิค (LR) ซึ่งมีเพียงคู่สกุล NZD/USD เดี่ยวเท่านั้นจึงสรุปได้ว่าเทคนิค Sequential Minimal Optimization for Regression: (SMOreg) มีความเหมาะสมแก่การนำมาพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศมากที่สุด

5.2 ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้สามารถช่วยให้ผู้ลงทุนทำการพยากรณ์ และตัดสินใจทำการซื้อขายในจังหวะราคาที่เหมาะสมได้โดยเฉพาะการใช้กรอบเวลาในการตัดสินใจ รายสัปดาห์ และรายเดือน อีกทั้งยังช่วยลดความเสี่ยงที่เกิดจากการผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนได้ แต่สำหรับการเลือกใช้กรอบเวลาในการตัดสินใจที่มีขนาดแคบๆ จะทำให้การพยากรณ์แนวโน้มผิดพลาดซึ่งเป็นผลทำให้ขาดทุนในที่สุด และสำหรับการเลือกกรอบเวลาในการตัดสินใจที่กว้างๆ การพยากรณ์แนวโน้มจะมีความแม่นยำกว่า ซึ่งจะมีผลให้กรอบบน และกรอบล่างของราคาห่างกัน และถ้าวงเงินในบัญชีมีไม่เพียงพอทำให้ขาดทุนได้เช่นกัน ดังนั้นแล้วผู้ลงทุนควรเลือกกรอบเวลาในการตัดสินใจให้เหมาะสมกับเงินในบัญชีที่มี

การทำกำไรให้นักลงทุนจะมีสภาวะขาดทุนต่ำ ในกรณีที่ราคาของตลาดเข้าสู่แนวโน้มขาขึ้นหรือขาลง แต่ในกรณีที่ราคาของตลาดเข้าสู่แนวโน้มที่ไม่มีทิศทางที่แน่นอน และช่วงเวลาที่เกิดการเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม จะทำให้เกิดสภาวะขาดทุนสูง ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีเงินลงทุนในบัญชีให้เพียงพอ มิฉะนั้นจะทำให้ขาดทุนได้

บรรณานุกรม

บรรณานุกรม

[1] ตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ. ปริมาณการซื้อขายในตลาด Forex. สืบค้นเมื่อ: 10 ตุลาคม 2561, สืบค้นจาก: http://www.forex4you.com/th/forex/forex-volumes/.

[2] Xiao D., and Liu Z. An automated trading system with multi-indicator fusion based on D-S evidence theory in Forex Market. In Proceeding of the 4th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery; 2009. pp. 239-43.

[3] Traderider. ค่าธรรมเนียมการเทรด forex Spread. สืบค้นเมื่อ:16 ตุลาคม 2560, สืบค้นเมื่อ: https://traderider.com/index.php?topic=144.0.

[4] Mombeini H., and Yazdani-Chamzini A. Modeling gold price via artificial neural network Journal of Economics Business and Management. 2015;3(7):699-703.

[5] นิตยา เกิดแย้ม. การพยากรณ์ปริมาณการใช้บัตรเครดิตเพื่อการใช้จ่ายโดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล. มหาวิทยาลัย สยาม;กรุงเทพมหานคร, 2559.

[6] Forex broker. ฟอร์เรกซ์(Forex) คืออะไร. สืบค้นเมื่อ:10 ตุลาคม 2017 สืบค้นจาก: http://www.forexbroker.in.th/.

[7] www.forexstartup.net. ประวัติของตลาด Forex. สืบค้นเมื่อ:10 ตุลาคม 2560 สืบค้นจาก: https://www.forexstartup.net/forex-คืออะไร/.

[8] วิชัย แหวนเพชร. การวางแผนและควบคุมการผลิต. พิมพ์ครั้งที่ 5. ธรรกมลการพิมพ์; กรุงเทพมหานคร, 2551.

[9] วิชัย สุรเชิดเกียรติ. การพัฒนาคอมพิวเตอร์ซอฟต์แวร์ เพื่อการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแยกองค์ประกอบ. ภาควิชาสถิติประยุกต์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, กรุงเทพมหานคร, 2548.

[10] Ruekkasaem L. Demand forecasting for production planning :A case study of cleanroom apparel. Parichart Journal, Thaksin University.28(3):290 -304.

[11] วราพร งามสุข. การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยการเปรียบเทียบวิธีแบบฉบับและวิธีบอกซ์-เจนกินส์กรณีศึกษาจำนวนการเกิดอุบัติเหตุในประเทศไทย: มหาวิทยาลัยบูรพา, ชลบุรี, 2555.

[12] Nurul Asyikin Zainal ZM. Developing a gold price predictive analysis using grey wolf optimizer. IEEE Student Conference on Research and Development. 2016.

[13] ศุภนันทา ร่มประเสริฐ. การพยากรณ์แนวโน้มมูลค่าการส่งออกน้ำสับปะรดของไทย. วารสารวิชาการบริหารธุรกิจ สมาคมสถาบันอุดมศึกษาเอกชนแห่งประเทศไทย. 2556; 2(1):16-24.

[14] Bryant R. Forecastin g qualitative analysis quantitative analysis. Access Date:10 November 2017 Available From: https://slideplayer.com/user/11490508/.

[15] Ullah M.I. Component of Time Series Data. Access Date:30 November 2017 Available From: http://itfeature.com/tag/types-of-variation-in-time-series-data.

[16] Frank E. Fully supervised training of Gaussian radial basis function networks in WEKA Computer Science Working Papers, Hamilton, NZ: Department of Computer Science, The University of Waikato, 2014.

[17] วัชรินทร์ เปียสกุล และ ธนัญญา วสุศร. การพยากรณ์และการวางแผนการผลิตรวม : กรณีศึกษาบริษัทผลิตกะทิสด. การประชุมสัมมนาวิชาการด้านการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน ครั้งที่ 7; 2550. pp. 321- 34.

[18] Corn P., Sharma L., and Yung E. Linear regression. Access Date:10 November 2017 Available From: https://brilliant.org/wiki/linear-regression/.

[19] ศุภกานต์ พิมลธเรศ. เทคโนโลยีไบโอเมตริกส์บนโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยหอการค้าไทย. 2553;30:90-103.

[20] วิกิพีเดีย สารานุกรมเสรี. โครงข่ายประสาทเทียม. สืบค้นเมื่อ:15 ตุลาคม 2560 สืบค้นจาก: https://th.wikipedia.org/wiki/โครงข่ายปราสาทเทียม.

[21] Safari Books Online. Multi Layer Perceptron. Access Date: 25 November 2017 Available From: https://www.safaribooksonline.com/library/view/getting-started-with/9781786468574/ch04s04.html.

[22] Chang C.-C., and Lin C.-J. LIBSVM: a library for support vector machines. Available From: http://www.csie.ntu.edu.tw/cjlin/libsvm, 2001.

[23] Shevade S.K., Keerthi S.S., Bhattacharyya C., and K.R.K. Murthy Improvements to the SMO algorithm for SVM regression. IEEE Transactions on Neural Networks. 2000;11(5):1188 - 1193.

[24] Minka. E. Mean Absolute Error MAE Machine Learning. Access Date: 10 November 2017 Available From: https://medium.com/@ewuramaminka/mean-absolute-error-mae-machine-learning-ml-b9b4afc63077.

[25] wikipedia. Root-mean-square deviation. Access Date:10 January 2018 Available From: https://en.wikipedia.org/wiki/Root-mean-square_deviation.

[26] วราฤทธิ์ พานิชกิจโกศลกุล. การประมาณค่าความแปรปรวนของการแจกแจงพาเรโตะ: การศึกษาเชิงจำลอง. วารสารวิชาการและวิจัย. 2553;4 2:40-50.

[27] https://www.gepsoft.com. Root Relative Squared Error. Access Date: 10 November 2560 Available From: https://www.gepsoft.com/gxpt4kb/Chapter10/Section1/SS07.htm.

[28] Tlegenova D. Forecasting Exchange Rates Using Time Series Analysis: The sample of the currency of Kazakhstan. Cornell University Library, 2015.

[29] Hongxing LI., Zhaoben F., and Zhao D. GBP/USD Currency exchange rate time series forecasting using regularized least-squares regression method, 2007.

[30] Costantini M., Cuaresma J.C., and Hlouskova J. Can macroeconomists get rich forecasting exchange rates? 2014.

[31] Nanayakkara S., Chandrasekara V., and Jayasundara D.D.M. Forecasting exchange rates using time series and neural network approaches. Researchgate. 2014;3(2):65-73.

[32] Choubey V., Mishra S., and Pandey S.K. Time series data mining in real time surface runoff forecasting through support vector machine. International Journal of Computer Applications, 2014;98(3):23-8.

[33] สัญญา ประจิมทิศ. การพยากรณ์แนวโน้มของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้การตัดสินใจแบบแผนภูมิต้นไม้และกระบวนการมาร์ติงเกล. กรุงเทพกรุงเทพมหานคร: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี; 2557.

[34] สมใจ ปานจันทร์ และ วิไลลักษณ์ ไทยอุตส่าห์. การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราระหว่างเงินบาทกับเงินตราของประเทศคู่ค้าที่สำคัญของไทย. การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 45; 2550. pp. 475-82.

[35] สุรเมศวร์ ฮาชิม. การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราระหว่าง. ประเทศด้วยวิธีการของบอกซ์ เจนกินส์. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์. 2549;14(2):1-13.

พหูน ปณฺฑิโต ชีเว

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายสมร เหล็กกล้า
วันเกิด	วันที่ 9 มีนาคม พ.ศ. 2526
สถานที่เกิด	อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	บ้านเลขที่ 34 หมู่ 2 ตำบล แคนน้อย อำเภอ คำเขื่อนแก้ว จังหวัด ยโสธร รหัสไปรษณีย์ 35180
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	นักวิชาการคอมพิวเตอร์
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	คณะศึกษาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ถนน นครสวรรค์ ตำบล ตลาด อำเภอ เมืองมหาสารคาม จังหวัด มหาสารคาม รหัสไปรษณีย์ 44000
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2543 มัธยมศึกษาปีที่ 3 โรงเรียนบ้านแคนน้อยหนองเลิง ตำบล แคนน้อย อำเภอ คำเขื่อนแก้ว จังหวัด ยโสธร พ.ศ. 2545 มัธยมศึกษาปีที่ 6 โรงเรียนคำเขื่อนแก้วชนูปถัมภ์ ตำบล ลุมพุก อำเภอ คำเขื่อนแก้ว จังหวัด ยโสธร พ.ศ. 2551 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาระบบสารสนเทศเพื่อการจัดการ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม พ.ศ. 2561 ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

พหุน ปณ ฑิโต ชีเว