

การพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้อนุกรมเวลา

Forecasting the Trend of Foreign Exchange Rates Using Time Series

Analysis Techniques

สมร เหล็กกล้า^{1*} และจारी ทองคำ²

Samorn Lekkla^{1*} and Jaree Thongkam²

นิสิตสาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ¹ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม²

Student at major of Information Technology¹, Faculty of Informatics at MahaSarakhm University²

E-mail: samorn.l@msu.ac.th, jaree.thongkam@gmail.com

บทคัดย่อ

การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราจากการอ้างอิงราคาจากตลาดการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศนั้นเป็นงานวิจัยที่ท้าทาย เพราะการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราจะทำประโยชน์อย่างยิ่งต่อนักลงทุน ปัจจุบันเทคนิคอนุกรมเวลาเข้ามามีบทบาทในการพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้ข้อมูล แนวโน้มขาขึ้นของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา ตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ ค.ศ. 2014 ถึง เดือน มกราคม ค.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 ได้ถูกนำมาใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นชุดข้อมูลการเรียนรู้ และชุดข้อมูลทดสอบ 12 รอบของ Sliding Windows ถูกนำมาใช้เพื่อลดความแปรปรวนของผลการทดลอง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และ Root Mean Square Error (RMSE) ได้ถูกนำมาใช้การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผลการทดลองพบว่า เทคนิค SVMR ดีกว่า LR, MLP และ SMOR โดยมีค่า MAE และค่า RMSE ต่ำสุดถึง 1.11 ± 2.10 และ 1.13 ± 2.14 ตามลำดับ

คำสำคัญ: อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา, อนุกรมเวลา, เทคนิคอนุกรมเวลา

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) were used to measure performance of the models. The experiment result showed that SVMR technique is superior to LR, MLP and SMOR. The MAE and RMSE values of SVMR are the lowest which are as low as 1.11 ± 2.10 and 1.13 ± 2.14 , respectively.

Keywords: Currency Exchange Rates; Time Series; Time Series Techniques

บทนำ

ตลาดแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ หรือ Forex มีปริมาณการซื้อขายต่อวันมีมูลค่าเกือบ 4 ล้านล้านดอลลาร์สหรัฐ [1] และตลาดยังคงเติบโตไปอีกอย่างต่อเนื่อง ซึ่งนักลงทุนที่สนใจการลงทุนนั้นยังขาดประสบการณ์และความรู้ความสามารถในการซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินตรา ฉะนั้นจึงจำเป็นต้องมีเครื่องมือที่ช่วยในการพยากรณ์การตัดสินใจในการลงทุน โดย Expert advisor หรือ EA เป็นเครื่องมือที่ช่วยตัดสินใจในการลงทุนและมี Meta Trader 4 (MT4) เป็นแพลตฟอร์มในการซื้อขายออนไลน์ MT4 ประกอบไปด้วยหลายฟังก์ชันในการจัดการระบบซื้อขาย หลักการวิเคราะห์ในการลงทุนในตลาดแลกเปลี่ยนเงินตรา สกุลเงินที่นิยมลงทุนที่สุด คือ สกุลเงินยูโรกับสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ (EUR/USD), สกุลเงินดอลลาร์สหรัฐกับสกุลเงินเยน (USD/JPY), สกุลเงินดอลลาร์สหรัฐกับสกุลเงินฟรังก์สวิส (USD/CHF), สกุลเงินดอลลาร์นิวซีแลนด์กับสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ (NZD/USD), สกุลเงินปอนด์อังกฤษกับเงินดอลลาร์สหรัฐ (GBP/USD) โดยการผู้ลงทุนส่วนใหญ่ใช้ค่าซื้อ ที่จะทำกำไรนั้นนักลงทุนต้องรู้ล่วงหน้าว่าแนวโน้มของคู่สกุลเงินที่ลงทุนไปจะมีแนวโน้มขึ้นหรือลง ในงานวิจัยนี้จะพยากรณ์แนวโน้มขาขึ้นของสกุลเงินเพื่อให้นักลงทุนจะได้รู้ว่าจะต้องซื้อสกุลเงินนี้หรือไม่ต่อไปในอนาคต

ปัจจุบันการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา (Time Series Techniques) เข้ามามีบทบาทในการพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคต จะเห็นว่านักวิจัยหลายท่านได้นำเอาเทคนิคในเหมืองข้อมูลมาวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา เช่น Mombeini และ Yazdani-Chamzini [2] ได้ทำการทดลอง พบว่า เทคนิค Artificial Neural Networks ดีกว่าเทคนิค Autoregressive integrated moving average (ARIMA) Zainal และ Mustaffa [3] ได้ทำการทดลองพบว่าเทคนิค Artificial Neural Network ให้ค่า RMSE และ MAE ต่ำสุดแต่ไม่มีนัยสำคัญของความแตกต่างจากเทคนิคอื่น ส่วน Yang, Zhai, Xu และ Han [4] ได้แสดงให้เห็นว่า เทคนิค SMOR สามารถสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์จำนวนของจุดยอดบนดวงอาทิตย์ ได้ผลการทดลองดีกว่า SVMR และ Neural Network ซึ่งการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยอนุกรมเวลา คือ การทำนายปริมาณข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคตโดยอาศัยข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีต เป็นเทคนิควิธีที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับช่วงเวลาที่มีความเท่ากัน ช่วงเวลาอาจหมายถึง วัน เดือน และปี การพยากรณ์ปริมาณข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยมีความจำเป็นต้องวิเคราะห์ถึงความสัมพันธ์ต่าง ๆ ที่ขึ้นต่อกันของชุดข้อมูล โดยผลลัพธ์ของการประมวลผลข้อมูลอนุกรมเวลาจะอยู่ในรูปแบบจำลองของการพยากรณ์ [5]

ดังนั้นผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะนำเทคนิค การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) มาสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ราคาสกุลเงินสกุลเงินยูโรกับสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ (EUR/USD), สกุลเงินดอลลาร์สหรัฐกับสกุลเงินเยน USD/JPY, สกุลเงินดอลลาร์สหรัฐกับสกุลเงินฟรังก์สวิส (USD/CHF), สกุลเงินดอลลาร์นิวซีแลนด์กับสกุลเงินดอลลาร์สหรัฐ NZD/USD, สกุลเงินปอนด์อังกฤษกับเงินดอลลาร์สหรัฐ GBP/USD ด้วยค่าสูง การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ด้วยหลักการ Sliding Windows โดยทำการทดลองทั้งหมด 12 รอบ และใช้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และ Root Mean Square Error (RMSE)

1. วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคอนุกรมเวลาในการพยากรณ์ราคาสกุลเงินต่างประเทศล่วงหน้า

2. เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Foreign Exchange คือ การเปลี่ยนซื้อขายสกุลเงิน ซึ่งการซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงินนั้นจะทำการระหว่างธนาคาร โดยมีตัวแทนซื้อขายสกุลเงินที่รู้จักในชื่อ โบรกเกอร์ (Broker) และโบรกเกอร์นั้นจะทำหน้าที่จับคู่ซื้อขายสกุลเงินระหว่างผู้ซื้อสกุลเงินหนึ่งและผู้ที่ต้องการขายอีกสกุลเงินหนึ่งมาพบกัน ระบบของโบรกเกอร์นั้นจะเชื่อมต่อกันกับธนาคารและโบรกเกอร์อื่นๆตลอดเวลา [6] ตลาดซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ย่อมาจาก Foreign Exchange Market (Forex) คือตลาดการค้าเสรีของสกุลเงินระหว่างประเทศ ผู้ค้าสามารถสั่งซื้อสกุลเงินหนึ่งเพื่อแลกกับเงินสกุลเงิน Forex ไม่มีที่ตั้งหรือสำนักงานอยู่ในสถานที่แห่งใด แต่มีการกระจายตัวและการเทรดเกิดขึ้นทั่วทุกมุมโลกและการโอนเงินระหว่างธนาคาร จึงไม่มีสำนักงาน การเทรดทั้งหมดจะถูกดำเนินการทางอิเล็กทรอนิกส์หรือผ่านทางโทรศัพท์ จึงไม่มีการตั้งสำนักงานสำหรับแลกเปลี่ยนสกุลเงิน การเทรดจะเริ่มขึ้นในขณะนี้ช่วงเช้าวันจันทร์ และดำเนินไปเรื่อยๆ ทั้งวันทั้งคืน จนสิ้นสุดลงที่ชิคาโกในช่วงเย็นของวันศุกร์ ศูนย์กลางทางการเงินของโลกหลายที่ได้มีส่วนร่วมในการเทรดของ Forex ดังนี้ โตเกียว ฮองกง สิงคโปร์ แฟรงก์เฟิร์ต ลอนดอน นิวยอร์ก ชิคาโก เวลลิงตัน ซิดนีย์

การพยากรณ์ (Forecasting) [7] หมายถึงการคาดการณ์ (Predict) เกี่ยวกับลักษณะหรือแนวโน้มของสิ่งที่สนใจที่จะเกิดขึ้นในอนาคต เพื่อใช้เป็นสารสนเทศ (Information) ประกอบการตัดสินใจ ซึ่งการพยากรณ์จะต้องดำเนินการเป็นส่วนแรกสุดที่จะต้องทำการวางแผนงานหรือ การเตรียมการที่จะเริ่มทำอะไรเพื่อความถูกต้อง และ แม่นยำในการตัดสินใจ ดังนั้น ในการดำเนินธุรกิจภายใต้ความไม่แน่นอนจำเป็นที่จะต้องทราบถึงความเป็นไปในอนาคต โดยอาศัยเทคนิคการพยากรณ์ต่างๆ

อนุกรมเวลา (Time Series) หมายถึง ข้อมูลที่ถูกจัดเรียงตามเวลาที่ข้อมูลนั้นได้ถูกบันทึก [3] เช่น ปริมาณความชื้นในอากาศในแต่ละวัน จำนวนการเกิดอุบัติเหตุในแต่ละเดือน ดังนั้นในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาจึงเป็นการนำเอาเทคนิคต่างๆ รวมถึงเทคนิคในเหมืองข้อมูล (Data Mining) และการเรียนรู้เครื่อง (Machine Learning) มาทำการศึกษาความเคลื่อนไหว

เทคนิคในอนุกรมเวลา ในงานวิจัยนี้ได้้นำเอา 4 เทคนิคที่มีประสิทธิภาพในอนุกรมเวลาได้แก่ Linear Regression (LR), Multi-Layer 9 Perceptron (MLP), Support Vector Machine Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR)

2.1 Linear Regression (LR) [8] เป็นเทคนิคที่ใช้ในการวิเคราะห์การถดถอย Regression Analysis แบ่งออกเป็น สองชนิดคือ Linear Regression, Non-linear Regression การวิเคราะห์ Linear Regression แบ่งออกเป็น Simple Linear Regression (SLR), Multiple Linear Regression (MLR) การวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่าย (Simple Regression Analysis) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว (ในที่นี้คือตัวแปร X และ Y) ที่มีความสัมพันธ์กันในลักษณะเชิงเส้น (Linear) เป็นวิธีการทางสถิติอย่างหนึ่งที่ใช้ในการตรวจสอบลักษณะของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป

2.2 Multi-Layer Perceptron (MLP) [8] เป็นเทคนิคที่มีรูปแบบเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network :ANN) แบบ feedforward ซึ่งจะจับคู่ระหว่างชุดข้อมูลนำเข้าและชุดของผลลัพธ์ที่เหมาะสม เทคนิคประกอบด้วยโหนดหลายชั้นในกราฟกำกับโดยแต่ละชั้นจะเชื่อมต่อกับโหนดหนึ่งต่อไปอีกโหนด แต่ละโหนดจะเป็นเซลล์ประสาท หรือส่วนการประมวลผล ที่มีฟังก์ชันการเปิดใช้งานแบบไม่เชิงเส้น MLP ได้ทั้งการจำแนกและวิเคราะห์ข้อมูลการถดถอยเชิงเส้นตรง

2.3 Support Vector Machine Regression (SVMR) [9],[10] เป็นเทคนิคที่ใช้หลักการของ Support Vector Machine ด้วยการสนับสนุนเวกเตอร์แบบถดถอยซึ่งเป็นที่นิยมในการจำแนกข้อมูล เทคนิคนี้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลแบบเชิงเส้นและแบบไม่เชิงเส้น โดยการแก้ปัญหาคือการเขียนโปรแกรมกำลังสอง (Quadratic

programming: QP) มีการใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel) ชนิดต่างๆ เช่น เคอร์เนลเชิงเส้น (Linear Kernel) เคอร์เนลโพลีโนเมียล (Polynomial Kernel) เคอร์เนลเรเดียล (Radial Kernel) และเคอร์เนลซิกมอด (Sigmoid Kernel)

2.4 Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR) [11] เป็นเทคนิคที่ถูกพัฒนาจากเทคนิค เครื่องเวกเตอร์ สนับสนุน (Support Vector Machine) เทคนิคนี้สามารถใช้ได้ทั้งในงานจำแนก และถดถอย เคอร์เนลเชิงเส้น โดยมีการนิยาม Margin เป็นผลรวมของระยะห่างของเส้นตรงที่เป็นไฮเปอร์เพลนเส้นที่ไปถึงเส้นตรงที่ผ่านปัจจัยนำเข้าที่ใกล้ที่สุด และขนาดกับไฮเปอร์เพลนของทั้งสองกลุ่ม โดยระยะที่อาจมองเป็นเวกเตอร์ มีชื่อว่า ซัพพอร์ตเตอร์แมทซิน เทคนิคนี้จะเลือกไฮเปอร์เพลนที่มีค่า Margin สูงสุด ในงานวิจัยนี้ได้ใช้เคอร์เนลโพลีโนเมียล (Polynomial Kernel) ซึ่งเป็นเคอร์เนลที่มีความนิยม

วิธีดำเนินการวิจัย

ได้แบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอนหลัก ดังนี้ 1) รวบรวมข้อมูล 2) เตรียมข้อมูล 3) สร้างแบบจำลอง และ 4) วัดประสิทธิภาพแบบจำลอง

1. รวบรวมข้อมูล

การเตรียมข้อมูลของงานวิจัยนี้ข้อมูลได้จาก <https://www.exness.com/> ซึ่ง Exness เป็น Broker Forex ที่เป็นตัวแทนในการซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินตราโดยระบบออนไลน์ ผู้วิจัยใช้ข้อมูล อัตราการซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงิน Forex โดยใช้ชุดข้อมูล 2 ช่วงเวลา คือ 1 วัน 1 สัปดาห์ และจากสกุลเงิน 5 สกุล คือ EURUSD, USDJPY, USDCHEF, NZDUSD, GBPUSD

2. การเตรียมข้อมูล

การเตรียมข้อมูล คณะผู้วิจัยได้เริ่มจากการทำความสะอาดข้อมูลทำได้โดยรวบรวมและรวมข้อมูล ตรวจสอบความซ้ำซ้อนของข้อมูล และข้อมูลที่สูญหาย โดยถ้าข้อมูลที่ซ้ำกันข้อมูลจะถูกลบออกให้เหลือเพียงข้อมูลที่ไม่ซ้ำแล้ว จึงจัดเรียงใหม่เพื่อการวิเคราะห์ ค่าบางส่วนของวันไม่ได้ระบุไว้ในระเบียบฉบับนี้ที่กล่าวถูกลบไปแล้ว หลังจากการลบมีข้อมูลจำนวนดังตารางที่ 1 และสามารถแสดงการข้อมูลตัวอย่างจากตลาดซื้อขายแลกเปลี่ยนเงินออนไลน์

ตารางที่ 1 ตัวแปร

ชื่อตัวแปร	ประเภทตัวแปร	Min.	Max.	$\bar{X}$	SD.
Date	Date				
EUR/USD highPrice	Number	0.007	0.136	0.050	0.452
USD/JPY highPrice	Number	1.707	5.997	3.320	1.402
USD/CHF highPrice	Number	0.002	0.045	0.020	0.011
NZD/USD highPrice	Number	0.006	0.027	0.016	0.007
GBP/USD highPrice	Number	0.017	0.138	0.045	0.034



ภาพที่ 1 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน EUR/USD



ภาพที่ 2 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน GBP/USD



ภาพที่ 3 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน NZD/USD



ภาพที่ 4 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน USD/CHF



ภาพที่ 5 ราคาซื้อขายคู่สกุลเงิน USD/JPY

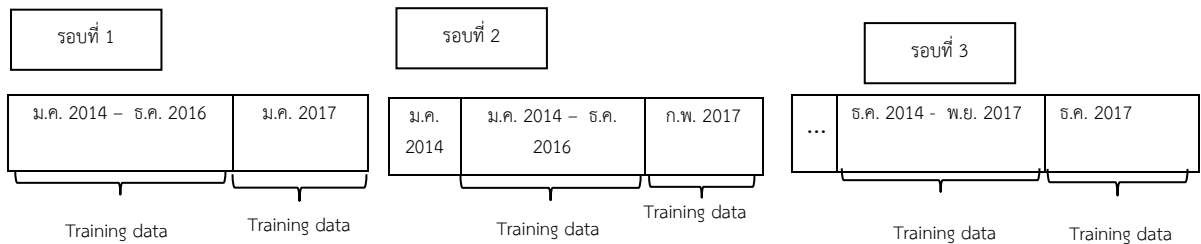
จากภาพที่ 1 ถึงภาพที่ 5 แสดงถึงเส้นแนวโน้ม ราคาขึ้น-ลง ของคู่สกุลเงินซึ่ง แนวโน้ม คือ ทิศทางการเคลื่อนที่ของราคา เพื่อใช้ในการคาดการณ์ว่าราคาเคลื่อนที่ไปยังทิศทางใด โดยแนวโน้มนี้ออกเป็น 3 แนวโน้ม ได้แก่ 1) แนวโน้มขาขึ้น (Uptrend) 2) แนวโน้มขาลง (Downtrend) 3) แนวโน้มเคลื่อนที่ไปด้านข้าง (Sideway) และคู่สกุลเงิน NZD/USD, USD/CHF จะเห็นได้ว่าแนวโน้มการขึ้น-ลงของคู่สกุลเงิน NZD/USD, USD/CHF เป็นกราฟอนุกรมเวลาที่มีความผันแปร ส่วนคู่สกุลเงิน GBP/USD, USD/JPY มีแนวโน้มการขึ้น-ลงของกราฟที่คล้ายๆ กัน คือ ค่าเงินมีการอ่อนค่าลงไปและคู่สกุลเงิน EUR/USD ในอดีตมีการดิ่งลงของค่าเงินค่อนข้างชัดเจนมาก จากนั้นก็ปรับตัวขึ้น-ลง ทุกคู่สกุลเงินนั้นดูจากกราฟแล้วยากที่จะคาดเดาได้ว่าจะมีแนวโน้มไปในทิศทางไหน ซึ่งยากต่อการลงทุน เพื่อแสวงหากำไรเป็นอย่างยิ่ง

3. การสร้างแบบจำลอง

ในการสร้างแบบจำลองให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด ในการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศนั้นจะใช้เทคนิคอนุกรมเวลา เพื่อช่วยในการวิเคราะห์และการแก้ปัญหาการขึ้นลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินของตลาด Forex โดยการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ด้วยเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ สร้างแบบจำลอง 4 แบบ คือ เพื่อใช้เปรียบเทียบแบบจำลองเพื่อพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราดังนี้ Linear Regression, Multilayer Perceptron, Support Vector Machine for Regression, Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg)

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 รอบดัง ภาพที่ 6



ภาพที่ 6 การแบ่งชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบด้วย Sliding Windows

จากภาพที่ 6 การแบ่งชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบด้วย Sliding Windows ในแต่ละรอบของการทดลองจะทำการวัดประสิทธิภาพ ด้วยค่าเฉลี่ย ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) รวมเป็นจำนวน 12 รอบ แล้วจึงหาค่าเฉลี่ยของประสิทธิภาพของแบบจำลอง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) คือค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ย ระหว่างค่าจากการพยากรณ์ และค่าจริง เป็นค่าที่มีความชัดเจน ดังสมการที่ 1

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

ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) คือการวัดความคลาดเคลื่อนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าจากการพยากรณ์และค่าจริงเฉลี่ยกำลังสอง ดังสมการที่ 2

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

เมื่อ y_i คือราคาจากการพยากรณ์ $\hat{y}_i$ คือราคาจริง n จำนวนข้อมูลทั้งหมดจากค่าที่ได้ ถ้าค่า MAE และ RMSE ต่ำ แสดงว่าค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกับค่าจริง หมายถึง แบบจำลองมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูง ในทางกลับกันถ้าค่า MAE และ RMSE ค่าพยากรณ์มีความห่างจากค่าจริงสูง แสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพต่ำ โดยผลที่ได้เทียบกับเกณฑ์การประเมินดังนี้

ผลการวิจัย

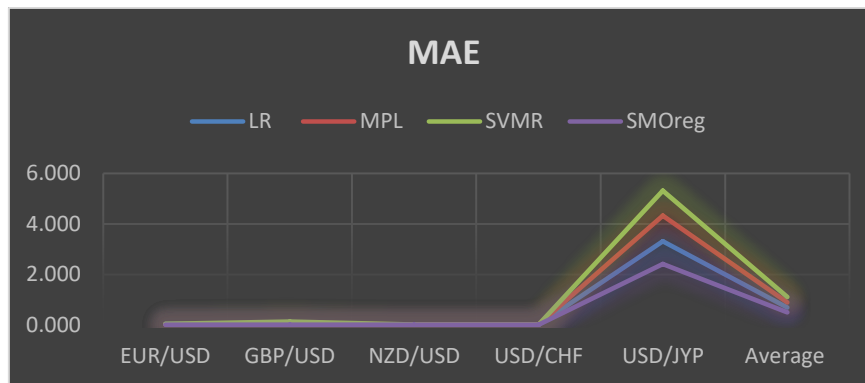
จากการศึกษาสามารถแสดงผลพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา ในแต่ละรอบการทดลองจากการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิค LR, MPL, SVMR และ SMOR และแสดงผลประสิทธิภาพการเปรียบเทียบด้วยแบบจำลองนี้ด้วย ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์(MAE)และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ของแบบจำลองพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาขึ้น

ผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้เทคนิค Linear Regression (LR), Multilayer Perceptron (MPL), Support Vector Machine for Regression (SVMR) และ Sequential

Minimal Optimization for Regression (SMOreg) จำนวน 12 รอบ โดยแสดงค่าเฉลี่ยของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราแนวโน้มขาขึ้น สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 2 และตารางที่ 3 ตามลำดับ

ตารางที่ 2 ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแบบจำลองในการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ

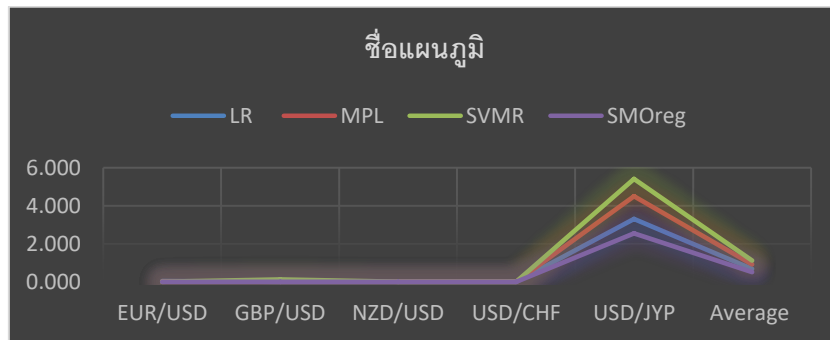
MAE	LR	MPL	SVMR	SMOreg
EUR/USD	0.050	0.032	0.048	0.018
GBP/USD	0.046	0.055	0.143	0.031
NZD/USD	0.017	0.034	0.020	0.018
USD/CHF	0.021	0.023	0.033	0.015
USD/JYP	3.321	4.330	5.317	2.411
Average	0.691	0.895	1.112	0.499



จากตารางที่ 2 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาขึ้นจาก แบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR MLP RBF และSMOR นั้น พบว่า เทคนิคSMOR ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยต่ำที่สุด คือ 0.50 ด้วยค่าเบี่ยงเบนที่ต่ำสุดเช่นกัน นั้นหมายถึง มีความผิดพลาดในการคำนวณด้วยเทคนิคนี้น้อยที่สุด ในทางกลับกันหมายถึงเทคนิค SVMR เหมาะสำหรับการพยากรณ์มากที่สุดจากทุกเทคนิค

ตารางที่ 3 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของแบบจำลองในการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ

RMSE	LR	MPL	SVMR	SMOreg
EUR/USD	0.052	0.033	0.048	0.019
GBP/USD	0.048	0.057	0.143	0.033
NZD/USD	0.018	0.035	0.021	0.022
USD/CHF	0.021	0.024	0.034	0.017
USD/JYP	3.321	4.514	5.417	2.564
Average	0.692	0.933	1.133	0.531



จากตารางที่ 3 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของการพยากรณ์การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแนวโน้มขาขึ้น จากแบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR, MLP, RBF, และ SMOR นั้นพบว่า เทคนิค SMOR มีค่าเฉลี่ยที่เหมาะสมและผิดพลาดในการคำนวณน้อยที่สุดเช่นเดียวกันกับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

อภิปรายผลการวิจัย

ในการศึกษาและพัฒนาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราแนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยแบบจำลองที่ใช้ประกอบด้วยการพยากรณ์ และผลการทดลองพบว่า เทคนิค SMOR สามารถพยากรณ์อัตราแนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศได้ดี เพราะเมื่อทำการประมวลผลความผิดพลาดในการพยากรณ์ ด้วย MAE และ RMSE พบว่า เทคนิค SMOR มีความเหมาะสมมากที่สุดในการพยากรณ์อัตราแนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ด้วยค่า MAE เท่ากับ 0.50 และค่า RMSE เท่ากับ 0.53 ซึ่งให้ผลเหมือนกับงานของ Jin-Fang Yang และ Da-Ping Xu [4] ในการพยากรณ์จำนวนของจุดบอดบนดวงอาทิตย์ พบว่า SMOR ได้ผลการทดลองดีกว่า SVMR และ Neural Network

ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้มีการศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ จำนวน 4 เทคนิค โดยเทคนิคที่ทดสอบแล้วได้ค่าการพยากรณ์ที่คลาดเคลื่อนน้อยที่สุดในเอกสารฉบับนี้ หากมีการศึกษาเทคนิคอื่นเข้ามาเปรียบเทียบเพิ่มเติม ทำให้ได้ค่าการพยากรณ์ที่ต่างกันในแต่ละเทคนิค โดยการนำข้อมูลการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศย้อนหลัง 5 ปี โดยแยกข้อมูลทดสอบเป็นรายเดือน ในงานวิจัยที่มีข้อมูลใกล้เคียงกันก็สามารถนำไปปรับใช้ให้เหมาะสมกับการพยากรณ์

เอกสารอ้างอิง

- [1] แนวโน้มคืออะไร. (2017). สืบค้นจาก http://forex-thailand.in.th/index.php?page_id=47701
- [2] Mombeini, Hossein & Yazdani, Chamzini. (2015). Modeling Gold Price via Artificial Neural Network. *Journal of Economics Business and Management*, 3(7), 699-703. DOI: 10.7763/JOEBM.2015.V3.269
- [3] Nurul, Asyikin & Mustaffa, Zuriani. (2016). Developing a gold price predictive analysis using Grey Wolf Optimizer. in *2016 IEEE Student Conference on Research and Development (SCORED)* (pp.1-6). doi:10.1109/SCORED.2016.7810031
- [4] Jin-Fang Yang, Y.-J. Z., Da-Ping Xu. (2007). SMO Algorithm Applied in Time Series Model Building and Forecast. *IEEE*. doi:10.1109/ICMLC.2007.4370546

- [5] นิตยา เกิดแย้ม. (2559). *การพยากรณ์ปริมาณการใช้บัตรเครดิตเพื่อการใช้จ่ายโดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล* (รายงานวิจัย). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยสยาม.
- [6] Broker, f. (260). *ฟอเร็กซ์ (Forex) คืออะไร*. Retrieved from <http://www.forexbroker.in.th/>
- [7] Mathawiroon, C. (2015). *Forecasting*. Retrieved from <http://management.aru.ac.th/mnge/images/pdf/e-book/chanchi/ch8.pdf>
- [8] Frank, E. (2014). *Fully Supervised Training of Gaussian Radial Basis Function Networks in WEKA*. New Zealand: Department of Computer Science, The University of Waikato.
- [9] Chih-Chung Chang, C.-J. L. (2013). *LIBSVM: A Library for Support Vector Machines*. Taiwan: Department of Computer Science National Taiwan University.
- [10] Trend, D. M. (2014). *เทคนิค Support Vector Machine (SVM) และซอฟต์แวร์ HR-SVM*. สืบค้นจาก <http://dataminingtrend.com/2014/support-vector-machine-svm/>
- [11] Shevade, S. K., Keerthi, S. S., Bhattacharyya, C., & Murthy, K. R. K.. (2000). Improvements to the SMO algorithm for SVM regression. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(5), 1188 - 1193.