

การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลา ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล

Forecasting Foreign Exchange Rate Using Time Series Analysis with Data Mining Techniques

พิชญากร เลค

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม

E-mail: pitchayakorn@siam.edu

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ เพื่อวางแผนในภาคธุรกิจและพัฒนาเศรษฐกิจของประเทศ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศประจำปี พ.ศ. 2552-2560 จำนวน 108 เดือน จากผลการวิจัยพบว่า แบบจำลองที่มีความเหมาะสมในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ ได้แก่ สกุลเงินดอลลาร์ สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง สกุลเงินยูโร สกุลเงินเยน และสกุลเงินหยวน เรนมินบิ แบบจำลองที่มีความเหมาะสมกับอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศที่มีความผันผวนมากที่สุด ดังต่อไปนี้ 1) แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีความเหมาะสมมากที่สุดกับชุดข้อมูลสกุลเงินดอลลาร์ สกุลเงินยูโร และสกุลเงินเยน ซึ่งมีความผันผวนมากที่สุดเท่ากับร้อยละ 2.43 ร้อยละ 1.39 และร้อยละ 2.57 ของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ตามลำดับ 2) แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น มีความเหมาะสมมากที่สุดกับชุดข้อมูลสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ซึ่งมีความผันผวนมากที่สุดเท่ากับร้อยละ 0.64 ของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ และ 3) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น มีความเหมาะสมมากที่สุดกับชุดข้อมูลสกุลเงินหยวน เรนมินบิ ซึ่งมีความผันผวนมากที่สุดเท่ากับร้อยละ 0.97 ของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์

คำสำคัญ: การพยากรณ์ การวิเคราะห์อนุกรมเวลา เทคนิคเหมืองข้อมูล อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ

ABSTRACT

The purpose of this research was to develop the model of forecasting foreign exchange rate in Thailand in order to make the planning decisions for business sectors and country economic development. This research provided three techniques of Time Series Data Mining Analysis, namely Linear Regression, Multi-Layer Perceptron and Support Vector Machine for Regression. The data used for the study collected from the foreign exchange rate from 2009 to

2017 AD. totally 108 months. The research findings showed that the suitable forecasting models for foreign exchange rate are US Dollar, Pound Sterling, Euro, Yen and Yuan Renminbi. The forecasting model for foreign exchange rate which had the most accuracy were as followed: 1) The forecasting model using Support Vector Machine for Regression was the most suitable for US Dollar, Euro and Yen, which had the highest accuracy rate of MMRE (Mean Magnitude of Relative Error) with the percentage of 2.43, 1.39, and 2.57, respectively. 2) The forecasting model using Linear Regression was the most suitable for Pound Sterling, which had the highest accuracy rate of MMRE with the percentage of 0.64. 3) The forecasting model using Multi-Layer Perceptron was the most suitable for Yuan Renminbi, which had the highest accuracy rate of MMRE with the percentage of 0.97.

KEYWORDS: Forecasting, Time Series Analysis, Data Mining Technique, Foreign Exchange Rate

บทนำ

การค้าระหว่างประเทศ (International Trade) และการลงทุนโดยตรงจากต่างประเทศ (Foreign Direct Investment Trade) มีบทบาทสำคัญในการพัฒนาเศรษฐกิจของประเทศไทย ดังนั้น อัตราการแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศหรือค่าเงินภายนอกประเทศ มีผลกระทบต่อข้อกำหนดเศรษฐกิจของประเทศ และการเคลื่อนย้ายเงินในการลงทุนระหว่างประเทศ ดังนั้น เงินจึงเป็นสื่อกลางในการแลกเปลี่ยนที่สำคัญ เนื่องจากประเทศต่างๆ ใช้ระบบเงินตราที่แตกต่างกัน ทำให้เกิดการพัฒนาระบบเงินตราขึ้น เพื่อสามารถเปรียบเทียบราคาสินค้าระหว่างประเทศได้ อัตราการคงที่หรืออัตราแลกเปลี่ยนอ่อนค่าหรือแข็งค่า มีผลต่อการแข่งขันและความได้เปรียบเชิงพาณิชย์ และเป็นกลไกสำคัญในการกำหนดราคาสินค้า ธุรกิจการนำเข้าและการส่งออกสินค้า ดุลการค้า ดุลบัญชีเดินสะพัด ดุลการชำระเงิน ซึ่งมีผลกระทบต่อความมั่นคงในระบบเศรษฐกิจของประเทศ เช่น การเปลี่ยนแปลงค่าเงินบาทจากระบบคงที่เป็นระบบลอยตัว ในวิกฤตเศรษฐกิจ “ต้มยำกุ้ง” พ.ศ. 2540 วิกฤตฟองสบู่ของเศรษฐกิจ “แตก” มีผลต่อ GDP (Gross Domestic Product) หรือผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ ซึ่งเป็น

เครื่องมือที่ใช้วัดมาตรฐานค่าครองชีพของประชากรในประเทศลดลง (Kuznets, 1971) ซึ่งวิกฤตการณ์ครั้งนี้ ธุรกิจในประเทศไทยจำนวนมากล้มละลาย อัตราการว่างงานและอัตราเงินเฟ้อเพิ่มสูงขึ้น ซึ่งเป็นผลกระทบจากระบบอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศทั้งสิ้น ดังนั้น การเปลี่ยนแปลงจากอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศมีผลกระทบในประเด็นดังต่อไปนี้

1. ราคาสินค้า ถ้าค่าของเงินบาทมีเสถียรภาพเพิ่มขึ้น สินค้าที่นำเข้าจากต่างประเทศ เมื่อคิดเป็นอัตราแลกเปลี่ยนเป็นเงินบาท ราคาสินค้าถูกลง ด้านผู้ผลิตสินค้าเพื่อส่งออกนั้น สินค้าที่นำไปขาย คิดเป็นเงินตราต่างประเทศมีราคาสูงขึ้น ส่งผลกระทบทำให้เสียเปรียบในการแข่งขันราคาสินค้ากับต่างประเทศ ด้านธุรกิจที่นำเข้าสินค้าประเภทเครื่องจักรและวัตถุดิบจากต่างประเทศ ทำให้สินค้าที่นำเข้าจากต่างประเทศมีราคาลดลง

2. ภาวะเงินเฟ้อ ถ้าอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศสูงขึ้น ค่าเงินบาทลดลง ทำให้สินค้าที่นำเข้าจากต่างประเทศ เมื่อคิดเป็นเงินบาทแล้วมีราคาสูงขึ้น สินค้านำเข้าวัตถุดิบจากต่างประเทศ ใช้ต้นทุนในการผลิตสูงขึ้น ทำให้ราคาของสินค้าเพิ่มขึ้น และถ้าเป็นสินค้าที่จำเป็นต่อการบริโภค เมื่อสินค้า

ราคาสูงขึ้น มีผลกระทบต่อภาวะเงินเฟ้อในประเทศ เช่น ค่าขนส่งสินค้าสูงขึ้น ก่อให้เกิดภาวะการกักตุนสินค้า เป็นต้น

3. ดุลการค้าและดุลบัญชีเดินสะพัด ถ้าค่าเงินบาทเพิ่มขึ้น มีผลกระทบต่อธุรกิจส่งออกของประเทศ กล่าวคือ ทำให้การส่งสินค้าออกลดลง เมื่อเปรียบเทียบกับ การนำเข้าสินค้าจากต่างประเทศ ทำให้ประเทศไทยขาดดุลการค้ากับต่างประเทศเพิ่มขึ้น ด้านธุรกิจบริการ ถ้าค่าเงินบาทเพิ่มขึ้นมาก มีผลกระทบต่อการท่องเที่ยว ทำให้นักท่องเที่ยวที่เดินทางไปต่างประเทศ มีค่าใช้จ่ายลดลง ถ้าอัตราค่าเงินบาทลดลง นักท่องเที่ยวที่เดินทางไปต่างประเทศ เสียค่าใช้จ่ายเพิ่มขึ้น ดังนั้น ถ้าผลรวมสุทธิของบัญชีดุลการค้า ดุลการบริการ รายได้ และเงินโอน น้อยกว่าสินค้าที่ประเทศไทยต้องนำเข้าจากต่างประเทศ มีผลให้ประเทศไทยขาดดุลบัญชีเดินสะพัด

4. การลงทุนในต่างประเทศ การเปลี่ยนแปลงอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ มีผลกระทบต่อการลงทุนในต่างประเทศ ด้านธุรกิจสินค้านำเข้า และธุรกิจสินค้าส่งออก เช่น พ.ศ. 2523 เงินเยนประเทศญี่ปุ่นมีค่าเพิ่มขึ้น แต่เงินดอลลาร์ประเทศสหรัฐอเมริกามีค่าลดลง ทำให้ประเทศญี่ปุ่นมาลงทุนในประเทศอื่นเพิ่มขึ้น ด้านการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ กล่าวคือ การเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ และอัตราดอกเบี้ยระหว่างประเทศ ทำให้เกิดการลงทุนในประเทศไทยเพิ่มขึ้น เนื่องจากผลตอบแทนด้านอัตราดอกเบี้ย และค่าเงินบาทที่เพิ่มขึ้น เมื่อเปรียบเทียบกับสกุลเงินอื่น ด้านการกู้เงินภาคธุรกิจในประเทศไทยไปกู้เงินในต่างประเทศเพิ่มขึ้น เพราะอัตราดอกเบี้ยในต่างประเทศต่ำกว่าอัตราดอกเบี้ยในประเทศ ทำให้มีเงินทุนเข้ามาในประเทศไทยจำนวนมาก

5. รายได้ของประชาชน เมื่อค่าเงินบาทลดลง มีผลต่อการชำระหนี้ในภาคธุรกิจ เพราะการชำระหนี้ในต่างประเทศมีมูลค่าสูงขึ้น อย่างไรก็ตาม ธุรกิจส่งออกสามารถส่งสินค้าเพิ่มขึ้น

ดังนั้น อัตราการแลกเปลี่ยนเงินต่างประเทศ จึงมีความสำคัญอย่างมากต่อการค้าและการลงทุนในต่างประเทศ เพราะอัตราแลกเปลี่ยน (Exchange Rate) คือ ราคาต่อหน่วยหนึ่งของเงินตราต่างประเทศ เมื่อคิดเป็นเงินตราในประเทศ จึงเห็นได้ว่า แนวทางการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงิน โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล มีหลายวิธีที่สามารถวิเคราะห์และประเมินอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศได้ สำหรับงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques) 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) โดยผลลัพธ์ของการประมวลผลข้อมูลอนุกรมเวลาจะอยู่ในรูปของแบบจำลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ สำหรับชุดข้อมูลตัวอย่างสำหรับการทดลองในการวิจัย ผู้วิจัยทำการเลือกสกุลเงินต่างประเทศที่มีผลกระทบต่อการค้าและการลงทุนในประเทศไทยในช่วงปี พ.ศ. 2552-2560 จำนวน 5 สกุลเงิน ได้แก่ สกุลเงินดอลลาร์ (USD) ประเทศสหรัฐอเมริกา สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ประเทศอังกฤษ (GBP) สกุลเงินยูโร (EUR) กลุ่มสหภาพยุโรป สกุลเงินเยน (JPY) ประเทศญี่ปุ่น และสกุลเงินหยวน เรนมินบิ (CNY) ประเทศจีน

วัตถุประสงค์

1. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และเลือกเทคนิคที่เหมาะสม ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาของอัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ
2. เพื่อสร้างรูปแบบการพยากรณ์อัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ด้วยวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล

แนวคิดทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data) ข้อมูลอนุกรมเวลา คือ ชุดข้อมูลที่รวบรวมและจัดเก็บตามลำดับต่อเนื่องกัน ภายใต้การเพิ่มขึ้นของเวลา (Hoshmand, 2009) โดยข้อมูลดังกล่าวจะถูกเก็บรวบรวมอย่างต่อเนื่องในระยะเวลาติดต่อกันตามช่วงเวลาที่ต้องการ เช่น ข้อมูลราคาหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ ข้อมูลปริมาณน้ำในเขื่อน ซึ่งจัดเก็บเป็นวัน หรือตามความต้องการของผู้ใช้งาน บางกรณีการจัดเก็บข้อมูลอาจมีลักษณะการจัดเก็บเป็นช่วงเวลาต่อเนื่องกัน เช่น ข้อมูลปริมาณการเกิดอุบัติเหตุในช่วงเทศกาลปีใหม่ จะกำหนดในการจัดเก็บเริ่มต้น และกำหนดเวลาในการจัดเก็บสิ้นสุดเท่าๆ กันทุกปี อย่างไรก็ตาม การจัดเก็บข้อมูลอนุกรมเวลามีวัตถุประสงค์เพื่อการสร้างแบบจำลองในการทำนายปริมาณที่จะเกิดขึ้นในอนาคต (Time Series Model) โดยการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

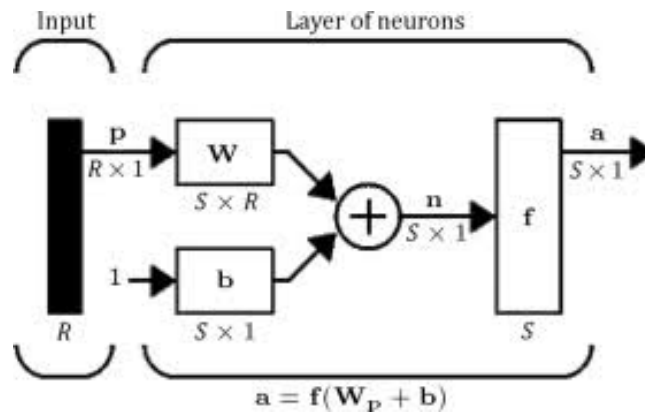
2. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) คือ การทำนายปริมาณข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งอาศัยข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตเป็นเทคนิควิธีที่ได้รับความนิยม เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับช่วงเวลาที่เหมาะสม อาจหมายถึงวัน เดือน ไตรมาส หรือปี อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อการพยากรณ์ปริมาณข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต จำเป็นต้องวิเคราะห์ถึงความสัมพันธ์ต่างๆ ที่ขึ้นต่อกันของข้อมูล เช่น ส่วนของแนวโน้ม (Trend Component) ส่วนของฤดูกาล (Seasonal Component) ส่วนของวัฏจักร (Cyclical Component) และส่วนของเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular Component) จุดมุ่งหมายของการวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือ วิเคราะห์หาตัวแปร

ที่เหมาะสมกับการสร้างแบบจำลองในการทำนาย (Time Series Model) ซึ่งค่าการพยากรณ์ดังกล่าวมีความเกี่ยวข้องกับข้อมูลในอดีต

3 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) เป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ ซึ่งเทคนิคนี้จะอาศัยความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรเพื่อใช้ในการทำนาย (Cai & Hall, 2006) โดยสมการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Equation) จะแสดงให้เห็นค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระ ในลักษณะของข้อมูลเชิงปริมาณ โดยสามารถเขียนได้จากสมการที่ (1)

$$y = a + bx_1 + cx_2 + \dots \quad (1)$$

4. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron: MLP) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Kubat, 1999) ที่มีลักษณะการเชื่อมต่อแบบโยงไปข้างหน้าแบบทั่วถึง (Fully connected feed-forward nets) สามารถมีจำนวนชั้นตั้งแต่หนึ่งชั้นขึ้นไป (Frias-Martinez, Sanchez, & Velez, 2006; Ghorbanian et al., 2011) ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้จุดอ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Perceptron) ให้ความสามารถในการคำนวณที่สูงขึ้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะประกอบไปด้วยชั้นข้อมูล (Input Layer) ตามจำนวนแอทริบิวต์ของชุดข้อมูล ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ความเหมาะสมของการกำหนดขึ้นอยู่กับการทดสอบประสิทธิภาพ และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron: MLP)
 ที่มา: Ghorbanian, Ahmadi, & Soltani (2011)

โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบ่งชนิดการเชื่อมต่อเป็น 2 ประเภท คือ

4.1 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward Networks) เป็นข้อมูลที่ประมวลผลในข่ายงาน จะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ส่งต่อมาเรื่อยๆ จนถึงชั้นข้อมูลออก (Output Layer) โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูลหรือแม้แต่จุดต่อในชั้นเดียวกันที่ไม่มีการเชื่อมต่อกัน (พยุง มีสัจ, 2551)

4.2 ข่ายงานแบบย้อนกลับ (Feedback Network) เป็นข้อมูลที่ประมวลผลในข่ายงานแบบนี้ จะมีการป้อนข้อมูลย้อนกลับเข้าไปยังวงจรข่ายงานอีกครั้ง จนกว่าจะได้คำตอบที่มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดออกมา หรือเรียกว่า ข่ายงานแบบเวียนเกิด (Recurrent Network) (พยุง มีสัจ, 2551)

5. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression: SVR) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูล ด้วยวิธีการหาระนาบการตัดสินใจ (Decision Hyperplane) หรือไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสม สำหรับการแบ่งข้อมูล 2 ส่วนจากกัน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ยังถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างสมการในประมาณการค่าฟังก์ชันเชิงเส้น $f(x)$ ที่ใช้แทนระนาบตัดสินใจ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย เป็นการนำข้อมูลปัจจุบันและข้อมูลในอดีตจำนวนหนึ่งมาทำการเรียนรู้ (Training) เพื่อให้ทราบถึงรูปแบบสำหรับคาดการณ์ผลซึ่งจะเกิดขึ้นในอนาคต ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้วิธีสร้างสมการในการประมาณค่าฟังก์ชันเชิงเส้นด้วยวิธี Sequential Minimal Optimization for SVM Regression (SMOreg) (Shevade, Keerthi, Bhattacharyya, & Murthy, 2000; Smola & Schölkopf, 2004)

6. รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) เป็นค่าที่ใช้ในการวัดขนาดของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ โดยค่าดังกล่าวได้จากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ซึ่งเป็นการนำผลต่างของค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ยกกำลังสอง อย่างไรก็ตาม ถ้าค่าผลต่างมีค่ามาก จะส่งผลให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าที่สูง จึงมีการนำค่าดังกล่าวมาคำนวณด้วยรากที่สอง (Square Root) เพื่อให้ค่าดังกล่าวมีหน่วยวัด

เดียวกับค่าที่ทำกรทดลอง สำหรับค่า RMSE ที่ได้จากการทดลองมีค่าน้อย จะแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบการพยากรณ์ สามารถทำนายผลลัพธ์ที่มีความคลาดเคลื่อนที่ต่ำ หรือกล่าวได้ว่า แบบจำลองการพยากรณ์มีประสิทธิภาพที่ดีค่า RMSE สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2)

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

เมื่อ Y_i คือ ค่าประมาณการจากแบบจำลองการพยากรณ์

\hat{Y}_i คือ ค่าจริงที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

n คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

7. ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) เป็นค่าเฉลี่ยของความแตกต่างสัมบูรณ์ระหว่างค่าพยากรณ์และค่าจริง หากค่า MAE มีค่าน้อย แสดงว่า แบบจำลองสามารถประมาณค่าประมาณได้ใกล้เคียงกับค่าจริง ค่า MAE สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - F_i) \quad (3)$$

เมื่อ T_i คือ ค่าจริง

F_i คือ ค่าพยากรณ์

N คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

การประมาณค่าความแม่นยำ (Evaluation Criterion) จากวิธีต่างๆ ที่สร้างขึ้น แบบจำลองที่สร้างขึ้นต้องมีความแม่นยำ เข้ากันได้กับข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองนั้นสูงสุด (Model Best Fit) แบบจำลองนี้จะถูกนำไปทดสอบกับกลุ่มข้อมูลชุดที่ทราบค่าจริง (Actual Data) ผลจากการพยากรณ์ข้อมูลชุดใหม่ (Predicted Data) จะถูกนำมาคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error: MRE) โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (4)

$$MRE_i = \frac{|Actual_i - Predicted_i|}{Actual_i} \quad (4)$$

หากข้อมูลมีจำนวนมากต้องนำมาหาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Mean Magnitude of Relative Error: MMRE) โดยที่ MMRE มีค่าสูงหมายถึง เปอร์เซนต์ของความคลาดเคลื่อนสูง ถ้าค่า MMRE = 0 หมายถึง ค่าของการพยากรณ์เท่ากับค่าจริงทุกๆ ค่า ถ้า MMRE มีค่าน้อย หมายถึง การพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำสูง โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (5)

$$MMRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Actual_i - Predicted_i|}{Actual_i} \times 100 \quad (5)$$

ประโยชน์ที่ได้รับ

แบบจำลองที่ได้จากการวิจัยสามารถนำไปใช้เป็นตัวแบบการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ สำหรับการวางแผนและวิเคราะห์แนวโน้มการลงทุน การค้าระหว่างประเทศ GDP หรือผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ ซึ่งเป็นกลไกขับเคลื่อนทางเศรษฐกิจให้เติบโต และใช้เป็นข้อมูลสนับสนุนการแก้ปัญหาที่เกิดผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงค่าเงิน หรืออัตราแลกเปลี่ยนต่อการค้าระหว่างประเทศ เช่น ภาวะเงินเฟ้อ การขาดดุลการค้า ดุลการชำระเงินระหว่างประเทศ

วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาปัญหาและวิเคราะห์ข้อมูล การเปลี่ยนแปลงของเงินตราต่างประเทศมีผลต่อการลงทุนภาคธุรกิจ การค้าระหว่างประเทศ ทำให้เศรษฐกิจของประเทศเติบโตขึ้น ผู้วิจัยจึงพัฒนางานวิจัยนี้ เพื่อวัตถุประสงค์หลักในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ โดยอาศัยเทคนิควิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิควิธีเหมืองข้อมูล เพื่อสร้างแบบจำลอง (Model) ในการทำนายอัตราการแลกเปลี่ยน

มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นหรือลดลงในปีถัดไป โดยใช้ข้อมูล อัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศของปีที่ผ่านมา ชุดข้อมูลที่ถูกวิจัยนำมาใช้ในงานวิจัยเป็น ชุดข้อมูลของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ประจำปี พ.ศ. 2552-2560 ที่ธนาคารแห่งประเทศไทย เผยแพร่ผ่านเว็บไซต์ <https://www.bot.or.th>

สำหรับการวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ ศึกษาประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล ผู้วิจัยจึงเลือกชุดข้อมูลอนุกรมเวลาสำหรับการทดลองโดยแบ่งเป็น 5 ชุดข้อมูล โดยเลือกสกุลเงินต่างประเทศที่มีผลกระทบต่อการค้า การลงทุน และเศรษฐกิจของประเทศ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2552-2560 จำนวน 5 สกุลเงิน ได้แก่ สกุลเงินดอลลาร์ (USD) สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง (GBP) สกุลเงินยูโร (EUR) สกุลเงินเยน (JPY) และ สกุลเงินหยวน เรนมินบิ (CNY) โดยมีอัตราแลกเปลี่ยนเฉลี่ยเท่ากับ 32.69 49.58 41.27 33.72 และ 5.05

2. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) งานวิจัยครั้งนี้มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย โดยการนำแบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้จากเทคนิคต่างๆ มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพ การวิจัยนี้มีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ 1) ชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Data Set) ใช้วิธีวิเคราะห์ที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย เพื่อแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อใช้ประมาณอัตราแลกเปลี่ยน

เงินตราต่างประเทศ และ 2) ชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Data Set) โดยใช้วิธีการประมาณความแม่นยำในการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ สำหรับทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยแยกแต่ละเดือนของชุดข้อมูลทดสอบ และใช้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลองการพยากรณ์ สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ

ชุดข้อมูลประกอบด้วยอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศแบ่งเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนธันวาคม ปี พ.ศ. 2552-2559 จำนวน 8 ปี หรือ 96 เดือน โดยในแต่ละชุดข้อมูล จะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูล ที่นำมาสอนระบบเพื่อสร้างแบบจำลองการทำนายชุดข้อมูลเรียนรู้ โดยใช้ข้อมูลในระหว่างปี พ.ศ. 2552-2559 และทำการแบ่งข้อมูลที่เหลือในปี พ.ศ. 2560 สำหรับใช้เป็นข้อมูลในการทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์

เครื่องมือ

ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม WEKA Version 3.9.1 เพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูล

วิธีการที่ผู้วิจัยใช้ทำให้ได้ผลลัพธ์ในรูปแบบของโมเดล ซึ่งถือเป็นลักษณะของการแทนความรู้แบบหนึ่ง สำหรับรูปแบบการพยากรณ์จะมีลักษณะเป็นแบบ Sliding Window ซึ่งเป็นการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ผู้วิจัยได้นำข้อมูลปี พ.ศ. 2552-2559 เป็นชุดข้อมูลทดสอบ แบ่งเป็น

ชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน และ 4) 12 เดือน โดยผลลัพธ์ในการทดสอบประสิทธิภาพของชุดข้อมูลทั้ง 5 ชุด จะใช้เป็นตัวชี้วัดว่าอัลกอริทึมใดเหมาะสมกับการใช้ในการสร้างแบบจำลองให้กับสกุลเงินใด สำหรับ

ปี พ.ศ. 2560 เป็นเป้าหมาย (Target) ในการพยากรณ์ประสิทธิภาพของการพยากรณ์ในแต่ละอัลกอริทึมจะเป็นดัชนีชี้วัดซึ่งผู้วิจัยได้สรุปไว้ดังภาพที่ 2 สกุลเงินดอลลาร์ (USD) ประเทศสหรัฐอเมริกา แสดงในตารางที่ 1

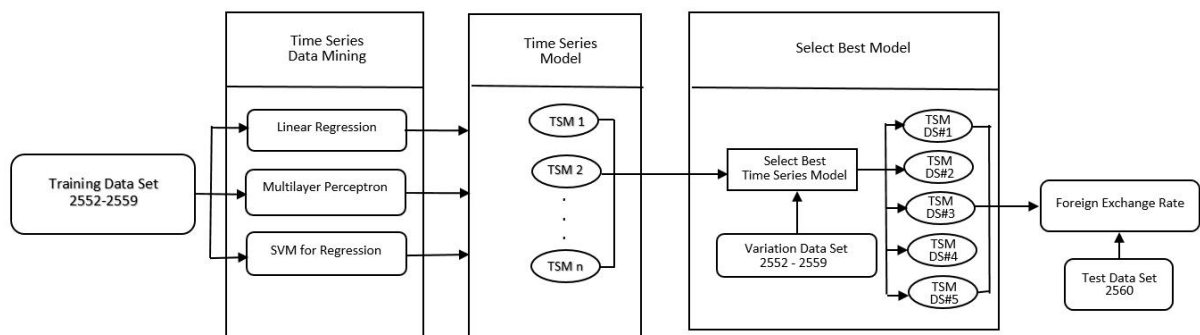
ตารางที่ 1 รายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยข้อมูลมีลักษณะช่วง 12 เดือน

เดือน	อัตราการแลกเปลี่ยน สกุลเงินดอลลาร์ (USD) ประเทศสหรัฐอเมริกา								
	(หน่วย : บาท ต่อ 1 หน่วยเงินตราต่างประเทศ)								
	2552	2553	2554	2555	2556	2557	2558	2559	2560 Testing Data Set
มกราคม	34.8672	32.9871	30.5803	31.5755	30.0664	32.9394	32.7344	36.1612	35.4316
กุมภาพันธ์	35.2724	33.0970	30.7166	30.7303	29.8232	32.6518	32.5734	35.6037	35.0182
มีนาคม	35.7344	32.4599	30.3686	30.6901	29.5169	32.3941	32.6314	35.2376	34.8955
เมษายน	35.4080	32.2346	30.0540	30.8884	29.0697	32.3176	32.5095	35.0916	34.4512
พฤษภาคม	34.5369	32.3419	30.2432	31.3373	29.7806	32.5269	33.5519	35.4475	34.4535
มิถุนายน	34.0881	32.4208	30.5131	31.6539	30.8280	32.5111	33.7274	35.3053	33.9992
กรกฎาคม	33.9976	32.2772	30.0773	31.6530	31.1248	32.0998	34.2996	35.0756	33.7497
สิงหาคม	33.9679	31.6979	29.8793	31.4318	31.6019	32.0055	35.4176	34.7255	33.2624
กันยายน	33.7802	30.7870	30.4180	30.9989	31.7102	32.1803	36.0195	34.7320	33.1503
ตุลาคม	33.3610	29.9699	30.8862	30.6962	31.2150	32.4485	35.7177	35.0500	33.2510
พฤศจิกายน	33.2326	29.8860	30.9543	30.7058	31.6309	32.7814	35.7774	35.3196	32.9273
ธันวาคม	33.1832	30.1185	31.2099	30.6359	32.3440	32.9016	36.0128	35.8070	32.6658
ค่าเฉลี่ย	34.2858	31.6898	30.4917	31.0831	30.7260	32.4798	34.2477	35.2964	33.9380

ที่มา: ธนาคารแห่งประเทศไทย (2560)

ตารางที่ 1 แสดงรายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลา โดยข้อมูลมีลักษณะช่วง 12 เดือน ผู้วิจัยจะนำข้อมูลอนุกรมเวลาทั้ง 3 เทคนิค ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และ 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย เพื่อทำการทดสอบประสิทธิภาพของการทำนายอัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ทั้งนี้

ผู้วิจัยพิจารณาค่า RMSE และ MAE เป็นดัชนีชี้วัดแบบจำลองการทำนายที่มีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ในแต่ละสกุลเงิน สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยแยกเป็นแต่ละเดือนของชุดข้อมูลทดสอบ ผู้วิจัยจะพิจารณาจากค่า MRE และ MMRE เพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม (Weiss & Indurkha, 1988) ในการนำไปใช้งาน



ภาพที่ 2 กระบวนการวิเคราะห์การสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์อัตราการแลกเปลี่ยนเงินต่างประเทศ ที่มา: Saigal & Mehrotra (2012)

สรุปผลการวิจัย

จากผลการทดลองได้ทำการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล ตามวิธีการดำเนินการวิจัยโดยใช้ 3 เทคนิค กับชุดข้อมูลฝึกฝน และชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 5 ชุด ตามขั้นตอนวิธีวิจัยผลการทดสอบสามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วนดังนี้

1. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทำนายข้อมูล

จากชุดข้อมูลที่ผู้วิจัยเลือกใช้อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศจำนวน 5 สกุลเงิน ซึ่งเป็นชุดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ โดยผู้วิจัยจะนำข้อมูลในปี พ.ศ. 2552-2559 เป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน และ 4) 12 เดือน นำมาสร้างแบบจำลองในการทำนายอัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ เพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพที่ได้จากเทคนิคเหมือนข้อมูลทั้ง 3 แบบ โดยวิธีการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนด้วยวิธี MAE และ RMSE จากผลการทดลองแสดงได้ในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายโดยใช้ชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged)

สกุลเงิน	Quarter Lagged	การถดถอยเชิงเส้น		แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น		ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
DS#1 สหรัฐอเมริกา : ดอลลาร์ (USD)	Lag 3	0.2890	0.3702	0.3495	0.4301	0.2851	0.3784
	Lag 6	0.2859	0.3666	0.3924	0.4744	0.2802	0.3814
	Lag 9	0.2925	0.3723	0.4331	0.5104	0.2878	0.3851
	Lag 12	0.2986	0.3772	0.2964	0.3596	0.2940	0.3905
DS#2 อังกฤษ : ปอนด์สเตอร์ลิง (GBP)	Lag 3	0.8264	1.1142	0.9382	1.1739	0.8110	1.1276
	Lag 6	0.7845	1.0410	0.8489	1.0848	0.7681	1.0694
	Lag 9	0.7738	1.0216	0.8352	1.0675	0.7472	1.0626
	Lag 12	0.7702	1.0199	0.5797	0.7645	0.7303	1.0544
DS#3 ยูโรโซน : ยูโร (EUR)	Lag 3	0.6556	0.8525	0.6647	0.8650	0.6627	0.8685
	Lag 6	0.6229	0.8393	0.6910	0.8792	0.6221	0.8507
	Lag 9	0.6179	0.8392	0.5743	0.7292	0.6177	0.8524
	Lag 12	0.6164	0.8449	0.5780	0.7584	0.6122	0.8582
DS#4 ญี่ปุ่น : เยน (100 เยน) (JPY)	Lag 3	0.6127	0.7876	1.0208	1.2115	0.6479	0.8289
	Lag 6	0.6238	0.7985	1.0064	1.1783	0.6569	0.8406
	Lag 9	0.6153	0.7927	1.2791	1.4278	0.6373	0.8490
	Lag 12	0.6288	0.8052	0.9770	1.1237	0.6287	0.8369
DS#5 จีน : หยวน เรนมินบิ (CNY)	Lag 3	0.0780	0.1009	0.0501	0.0646	0.0443	0.0583
	Lag 6	0.1020	0.1304	0.0497	0.0644	0.0428	0.0573
	Lag 9	0.0419	0.0557	0.0507	0.0643	0.0434	0.0577
	Lag 12	0.0425	0.0564	0.0428	0.0553	0.0434	0.0577

จากตารางที่ 2 แสดงผลการทำนายของแต่ละเทคนิควิธีเหมืองข้อมูลกับการใช้ชุดข้อมูล โดยมีจำนวนเดือนย้อนหลัง (Lagged) ที่แตกต่างกันเมื่อใช้ค่า MAE และ RMSE เป็นดัชนีวัดประสิทธิภาพ จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า สกุลเงินดอลลาร์ (DS#1)

เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) มีประสิทธิภาพสูงสุด แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับ

การถดถอย เนื่องจากค่า MAE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) และค่า RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) สกกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง (DS#2) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด สกกุลเงินยูโร (DS#3) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น เนื่องจากค่า MAE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) และค่า RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) มีประสิทธิภาพสูงสุด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย เนื่องจากค่า MAE มีประสิทธิภาพสูงสุด ข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) และค่า RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) สกกุลเงินเยน (DS#4) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) มีประสิทธิภาพสูงสุด แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย เนื่องจากค่า MAE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) และค่า RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) สกกุลเงินหยวน เรนมินบิ (DS#5) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) มีประสิทธิภาพ

สูงสุด แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) มีประสิทธิภาพสูงสุด

จากผลการทดลองผู้วิจัยพบว่า สกกุลเงินดอลลาร์ แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีค่า MAE และ RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลังที่แตกต่างกัน คือ 6 เดือน (Lag 6) และ 3 เดือน (Lag 3) สกกุลเงินยูโร แบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น มีค่า MAE และ RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลังที่แตกต่างกัน คือ 12 เดือน (Lag 12) และ 9 เดือน (Lag 9) และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยมีค่า MAE และ RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลังที่แตกต่างกัน คือ 12 เดือน (Lag 12) และ 6 เดือน (Lag 6) สกกุลเงินเยน แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยมีค่า MAE และ RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยข้อมูลย้อนหลังที่แตกต่างกัน คือ 12 เดือน (Lag 12) และ 3 เดือน (Lag 3) จึงเลือกชุดข้อมูลย้อนหลังที่ทำให้ได้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในแต่ละสกกุลเงิน ไปใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการทำนายอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศในแต่ละเดือน

2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายในแต่ละเดือน จากการทำแบบจำลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ปี พ.ศ. 2560 โดยแยกอัตราแลกเปลี่ยนสกกุลเงินในแต่ละเดือน จำนวน 12 เดือน ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยใช้อัลกอริทึม 3 แบบ และคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์สามารถแสดงผลได้ในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายสกุลเงินดอลลาร์ ประเทศสหรัฐอเมริกา

ชุดข้อมูล			การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล							
สกุลเงิน	ข้อมูล 2560		การถดถอยเชิงเส้น		แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น		ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย			
			Lag 6		Lag 12		Lag 3		Lag 6	
	Month	Actual	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE
DS#1 สหรัฐอเมริกา : ดอลลาร์ (USD)	มกราคม	35.43160	35.90750	0.01343	35.72460	0.00827	35.71530	0.00801	32.45230	0.08409
	กุมภาพันธ์	35.01820	35.86030	0.02405	35.43120	0.01179	35.48010	0.01319	32.34770	0.07626
	มีนาคม	34.89550	35.75950	0.02476	35.18640	0.00834	35.27400	0.01085	32.13180	0.07920
	เมษายน	34.45120	35.64180	0.03456	34.91560	0.01348	35.09630	0.01873	31.96400	0.07219
	พฤษภาคม	34.45350	35.52150	0.03100	34.85360	0.01161	34.93080	0.01385	31.80260	0.07694
	มิถุนายน	33.99920	35.40410	0.04132	34.83440	0.02457	34.77330	0.02277	31.69870	0.06766
	กรกฎาคม	33.74970	35.29150	0.04568	34.78080	0.03055	34.62380	0.02590	31.57050	0.06457
	สิงหาคม	33.26240	35.18430	0.05778	34.80300	0.04632	34.48250	0.03668	31.47540	0.05372
	กันยายน	33.15030	35.08240	0.05828	34.66810	0.04579	34.34880	0.03615	31.38480	0.05326
	ตุลาคม	33.25100	34.98580	0.05217	34.49730	0.03748	34.22250	0.02922	31.32520	0.05792
	พฤศจิกายน	32.92730	34.89420	0.05973	34.41350	0.04514	34.10300	0.03571	31.26360	0.05053
	ธันวาคม	32.66580	34.80740	0.06556	34.39640	0.05298	33.98990	0.04053	31.22200	0.04420
	ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์			4.24%		2.80%		2.43%		6.50%

จากตารางที่ 3 พบว่า การสร้างแบบจำลอง สหรัฐอเมริกา มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย เท่ากับร้อยละ 2.43 ให้ประสิทธิภาพสูงสุด สกุลเงินดอลลาร์ ประเทศ

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง

ชุดข้อมูล			การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล					
สกุลเงิน	ข้อมูล 2560		การถดถอยเชิงเส้น		แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น		ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย	
			Lag 12		Lag 12		Lag 12	
	Month	Actual	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE
DS#2 อังกฤษ : ปอนด์สเตอร์ลิง (GBP)	มกราคม	43.7267	43.70700	0.00045	44.16980	0.01013	45.06680	0.03065
	กุมภาพันธ์	43.7590	43.70700	0.00119	46.03110	0.05192	45.75510	0.04562
	มีนาคม	43.0767	43.70700	0.01463	46.15320	0.07142	46.71690	0.08451
	เมษายน	43.5682	43.70700	0.00319	45.78990	0.05099	47.48460	0.08989
	พฤษภาคม	44.5176	43.70700	0.01821	50.38700	0.13184	48.18810	0.08245
	มิถุนายน	43.5295	43.70700	0.00408	56.72640	0.30317	49.14240	0.12894
	กรกฎาคม	43.8639	43.70700	0.00358	59.61920	0.35919	49.57030	0.13009
	สิงหาคม	43.1409	43.70700	0.01312	62.01420	0.43748	50.13010	0.16201
	กันยายน	44.0743	43.70700	0.00833	64.30780	0.45908	50.42970	0.14420
	ตุลาคม	43.8997	43.70700	0.00439	62.78350	0.43016	50.58700	0.15233
	พฤศจิกายน	43.5374	43.70700	0.00390	60.99950	0.40108	50.68570	0.16419
	ธันวาคม	43.7905	43.70700	0.00191	57.32090	0.30898	50.69340	0.15763
ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์			0.64%		25.13%		13.28%	

จากตารางที่ 4 พบว่าการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ให้ค่าประสิทธิภาพสูงสุด

ได้แก่ สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ประเทศอังกฤษมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.64

ตารางที่ 5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายสกุลเงินยูโร

ชุดข้อมูล			การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล											
สกุลเงิน	ข้อมูล 2560		การถดถอยเชิงเส้น				แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น				ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย			
			Lag 9		Lag 12		Lag 9		Lag 6		Lag 12			
			Month	Actual	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE
DS#3 : ยูโร (EUR)	มกราคม	37.68300	35.90750	0.04712	43.70700	0.15986	37.98580	0.00804	43.57550	0.15637	37.87680	<u>0.00514</u>		
	กุมภาพันธ์	37.27730	35.86030	0.03801	43.70700	0.17248	38.32530	0.02811	44.08730	0.18268	37.91110	<u>0.01700</u>		
	มีนาคม	37.28130	35.75950	0.04082	43.70700	0.17236	38.60030	0.03538	43.50020	0.16681	37.88040	<u>0.01607</u>		
	เมษายน	36.92950	35.64180	0.03487	43.70700	0.18353	38.99220	0.05586	43.72330	0.18397	37.99500	<u>0.02885</u>		
	พฤษภาคม	38.07070	35.52150	0.06696	43.70700	0.14805	39.38340	0.03448	43.71890	0.14836	38.27060	<u>0.00525</u>		
	มิถุนายน	38.16890	35.40410	0.07244	43.70700	0.14509	39.65070	0.03882	43.82580	0.14821	38.47120	<u>0.00792</u>		
	กรกฎาคม	38.82870	35.29150	0.09110	43.70700	0.12564	39.81850	0.02549	43.80230	0.12809	38.62770	<u>0.00518</u>		
	สิงหาคม	39.28490	35.18430	0.10438	43.70700	0.11256	40.02010	0.01871	43.54390	0.10841	38.82720	<u>0.01165</u>		
	กันยายน	39.47710	35.08240	0.11132	43.70700	0.10715	40.28960	0.02058	43.82690	0.11019	39.08890	<u>0.00283</u>		
	ตุลาคม	39.06650	34.98580	0.10446	43.70700	0.11878	40.49730	0.03662	43.70630	0.11877	39.35560	<u>0.00740</u>		
	พฤศจิกายน	38.62040	34.89420	0.09648	43.70700	0.13171	40.66330	0.05290	43.83040	0.13490	39.56060	<u>0.02434</u>		
	ธันวาคม	38.64500	34.80740	0.09930	43.70700	0.13099	40.81530	0.05616	43.63490	0.12912	39.74120	<u>0.02837</u>		
	ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์			7.56%		14.23%		3.43%		14.30%		<u>1.39%</u>		

จากตารางที่ 5 พบว่า การสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ให้ค่า

ประสิทธิภาพสูงสุด ได้แก่ สกุลเงินยูโร ทวีปยุโรป มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 1.39

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายสกุลเงินเยน

ชุดข้อมูล			การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล							
สกุลเงิน	ข้อมูล 2560		การถดถอยเชิงเส้น		แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น		ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย			
			Lag 3		Lag 12		Lag 3		Lag 12	
			Month	Actual	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE
DS#4 ญี่ปุ่น : เยน (100 เยน) (JPY)	มกราคม	30.87430	30.41510	0.01487	28.98250	0.06127	30.75190	0.00396	30.84630	<u>0.00091</u>
	กุมภาพันธ์	30.98320	30.40400	0.01869	27.19910	0.12213	30.61270	0.01196	30.77910	<u>0.00659</u>
	มีนาคม	30.89700	30.50930	0.01255	26.26650	0.14987	30.64720	0.00808	30.79220	<u>0.00339</u>
	เมษายน	31.28120	30.64300	0.02040	26.01360	0.16840	30.67870	0.01926	30.89040	<u>0.01249</u>
	พฤษภาคม	30.71300	30.77970	0.00217	26.05830	0.15155	30.72570	<u>0.00041</u>	31.14040	0.01392
	มิถุนายน	30.66430	30.91210	<u>0.00808</u>	26.16320	0.14679	30.77100	0.00348	31.22950	0.01843
	กรกฎาคม	30.02040	31.03860	0.03392	26.23910	0.12596	30.81620	<u>0.02651</u>	31.21440	0.03977
	สิงหาคม	30.28080	31.15870	0.02899	26.27310	0.13235	30.85980	<u>0.01912</u>	31.02930	0.02472
	กันยายน	29.95760	31.27260	0.04390	26.27940	0.12278	30.90180	<u>0.03152</u>	31.09560	0.03799
	ตุลาคม	29.46580	31.38070	0.06499	26.27470	0.10830	30.94230	<u>0.05011</u>	31.09880	0.05542
	พฤศจิกายน	29.17860	31.48320	0.07898	26.26870	0.09973	30.98120	<u>0.06178</u>	31.00200	0.06249
	ธันวาคม	28.91920	31.58030	0.09202	26.26490	0.09178	31.01870	<u>0.07260</u>	31.11810	0.07604
	ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์			3.50%		12.34%		<u>2.57%</u>		2.93%

จากตารางที่ 6 พบว่า การสร้างแบบจำลอง
ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ให้ค่า

ประสิทธิภาพสูงสุด สกุลเงินเยน ประเทศญี่ปุ่น มี
ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.57

ตารางที่ 7 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายสกุลเงินหยวน เรนมินบิ

ชุดข้อมูล		การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล						
สกุลเงิน	ข้อมูล 2560		การถดถอยเชิงเส้น		แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น		ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย	
			Lag 9		Lag 12		Lag 6	
	Month	Actual	Estimate	MRE	Estimate	MRE	Estimate	MRE
DS#5 จีน : หยวน เรนมินบิ (CNY)	มกราคม	5.16190	5.18420	0.00432	5.17610	<u>0.00275</u>	4.96270	0.03859
	กุมภาพันธ์	5.11150	5.18650	0.01467	5.15180	<u>0.00788</u>	4.96160	0.02933
	มีนาคม	5.07060	5.18250	0.02207	5.09720	<u>0.00525</u>	4.96410	0.02100
	เมษายน	5.00600	5.17740	0.03424	5.03920	<u>0.00663</u>	4.96060	0.00907
	พฤษภาคม	5.01110	5.17310	0.03233	5.00230	<u>0.00176</u>	4.95460	0.01127
	มิถุนายน	5.00250	5.16970	0.03342	4.97670	<u>0.00516</u>	4.94780	0.01093
	กรกฎาคม	4.98870	5.16660	0.03566	4.97320	<u>0.00311</u>	4.94460	0.00884
	สิงหาคม	4.98680	5.16350	0.03543	4.97010	<u>0.00335</u>	4.94230	0.00892
	กันยายน	5.04880	5.16060	0.02214	4.96670	<u>0.01626</u>	4.94090	0.02137
	ตุลาคม	5.01840	5.15770	0.02776	4.92950	0.01771	4.93900	<u>0.01582</u>
	พฤศจิกายน	4.97440	5.15490	0.03629	4.87530	0.01992	4.93700	<u>0.00752</u>
	ธันวาคม	4.95900	5.15230	0.03898	4.82600	0.02682	4.93460	<u>0.00492</u>
	ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์			2.81%		0.97%		1.56%

จากตารางที่ 7 พบว่า แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ให้ค่าประสิทธิภาพสูงสุด สกุลเงินหยวน เรนมินบิ ประเทศจีน มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.97

เมื่อพิจารณาผลการทดลองในตารางที่ 3- ตารางที่ 7 พบว่า การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ นำมาทดสอบกับชุดข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศในปี พ.ศ. 2560 การสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ให้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุด ได้แก่ สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง ประเทศอังกฤษ มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์

เท่ากับร้อยละ 0.64 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ให้ค่าประสิทธิภาพสูงสุด ได้แก่ สกุลเงินหยวน เรนมินบิ ประเทศจีน มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.97 แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ให้ค่าประสิทธิภาพสูงสุด 3 สกุลเงินได้แก่ สกุลเงินยูโร ทวีปยุโรป มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 1.39 สกุลเงินดอลลาร์ ประเทศสหรัฐอเมริกา มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.43 และ สกุลเงินเยน ประเทศญี่ปุ่น มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.57 ตามลำดับ

งานวิจัยนี้เป็นการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค คือ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย โดยมีขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยดังนี้ 1) ศึกษาปัญหาและวิเคราะห์ข้อมูลจากการศึกษาข้อมูลธนาคารแห่งประเทศไทย เผยแพร่ผ่านเว็บไซต์ ในปี พ.ศ. 2552-2560 มาใช้ในการทดลอง 2) เตรียมข้อมูล ผู้วิจัยได้เลือกข้อมูล 5 สกุลเงินตราต่างประเทศ ที่มีผลต่อระบบเศรษฐกิจของประเทศไทย ได้แก่ สกุลเงินดอลลาร์ สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง สกุลเงินยูโร สกุลเงินเยน และสกุลเงินหยวน เรนมินบิ โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2552-2560 จำนวน 9 ปี หรือ 108 เดือน 3) การวิเคราะห์ข้อมูล รูปแบบการพยากรณ์มีลักษณะเป็นการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลา โดยสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ผู้วิจัยนำข้อมูลในปี พ.ศ. 2552-2559 มาเป็นชุดข้อมูลทดสอบโดยแบ่งเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน และ 4) 12 เดือน

ผลการวิจัยพบว่า การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูลนั้น การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) ให้ค่าความผิดพลาดร้อยละ 25.13 เมื่อวัดด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ โดยค่าความผิดพลาดจะลดลง เมื่อใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 13.28 และค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.64 จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพ

มากที่สุดที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง การเลือกใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) ให้ค่าความผิดพลาดร้อยละ 4.24 เมื่อวัดด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ ค่าความผิดพลาดจะลดลงเมื่อใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) ให้ค่าความผิดพลาดร้อยละ 2.80 เมื่อพิจารณาชุดข้อมูลทดสอบ โดยการใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีประสิทธิภาพในการทำนายชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) และ 6 เดือน (Lag 6) พบว่า ค่าความผิดพลาดจะน้อยที่สุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.43 จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด ที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลสกุลเงินดอลลาร์ การเลือกวิธีการถดถอยเชิงเส้นด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) และ 12 เดือน (Lag 12) พบว่า ค่าความผิดพลาดลดลงเมื่อเลือกชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 7.56 ค่าความผิดพลาดจะลดลงเมื่อเลือกวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) ให้ค่าความผิดพลาดร้อยละ 3.43 เมื่อวัดด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เมื่อพิจารณาชุดข้อมูลทดสอบโดยการใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีประสิทธิภาพในการทำนายชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) และ 12 เดือน (Lag 12) พบว่า ค่าความผิดพลาดจะน้อยที่สุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 1.39 จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลสกุลเงินยูโร วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) ให้ค่าความผิดพลาดร้อยละ 12.34 เมื่อวัดด้วยค่าเฉลี่ย

ความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ ค่าความผิดพลาดจะลดลงเมื่อใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) ให้ค่าความผิดพลาดร้อยละ 3.50 เมื่อวัดด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เมื่อพิจารณาชุดข้อมูลทดสอบโดยการใช้เทคนิค ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีประสิทธิภาพในการทำนายชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) และ 12 เดือน (Lag 12) พบว่าค่าความผิดพลาดจะน้อยที่สุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.57 จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลสกุลเงินเยน การเลือกใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.81 โดยค่าความผิดพลาดจะลดลงเมื่อใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 1.56 ค่าความผิดพลาดจะน้อยที่สุด ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.97 จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลสกุลเงินหยวน เรนมินบิ ดังนั้น การสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น มีความเหมาะสมกับอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.64 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น มีความเหมาะสมกับอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินหยวน เรนมินบิ มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.97 และการสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีความเหมาะสมกับอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ 3 สกุลเงิน คือ สกุลเงินดอลลาร์ มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.43 สกุลเงินยูโร มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ

1.39 และสกุลเงินเยน มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 2.57 การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และเลือกเทคนิคที่เหมาะสม ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ และสร้างรูปแบบการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ด้วยวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล โดยการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้โปรแกรม WEKA Version 3.9.1 โดยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ชุดข้อมูลฝึกฝน และชุดข้อมูลทดสอบ จากนั้นทำการทดสอบเพื่อหาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ที่มีค่าน้อยที่สุด เพื่อเลือกเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศในแต่ละสกุลเงิน ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ วิระ จิรกิจอนุสรณ์ และ ชุติรัตน์ จรัสกุลชัย (2553) พบว่า ประสิทธิภาพของการพยากรณ์รายได้จากภาษีมูลค่าเพิ่มด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล เพื่อช่วยรัฐบาลสามารถวางแผนงบประมาณเพื่อใช้พัฒนาประเทศ โดยใช้เทคนิคการถดถอยเชิงเส้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีค่าความผิดพลาดในการคาดการณ์เฉลี่ยน้อยที่สุด และมีค่าการคาดการณ์ถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 98 และสอดคล้องกับงานวิจัยของ อรรถณพ กางกั้น (2559) พบว่า การพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศ โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูลเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศ นำมาวิเคราะห์ผลกระทบปัจจัยต่างๆ ที่มีผลกับราคาทองคำ เพื่อใช้ในการวางแผนการลงทุนและคาดการณ์ภาวะเงินเฟ้อของประเทศ แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น มีประสิทธิภาพโดยรวมที่ดีที่สุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ

ร้อยละ 0.30 รองลงมา คือ แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคซีฟพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 0.31 โดยผู้วิจัยนำเทคนิคทั้ง 3 เทคนิคมาปรับใช้ในงานวิจัยการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินตราต่างประเทศ เพื่อให้ได้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์น้อยที่สุด ทำให้การพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำสูง

ข้อเสนอแนะ

เมื่อพิจารณาผลการวิจัยโดยละเอียดพบว่าประเด็นสำคัญในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ แบ่งเป็น 3 ประเด็นสำคัญ ได้แก่ 1) ผู้พยากรณ์ต้องเลือกใช้เทคนิคที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลผ่านกระบวนการทดลอง ทั้งนี้ เมื่อผู้วิจัยพิจารณาผลในภาพรวมแล้วพบว่า เทคนิคที่แตกต่างกัน และจำนวนข้อมูลย้อนหลังที่มีความเหมาะสมจะเป็นส่วนหนึ่งที่ทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพที่แตกต่างกัน เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการทำนายนั้นผู้วิจัยต้องการดูแนวโน้มของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศในระยะยาว เพื่อใช้ในการวางแผนเชิงธุรกิจ และแนวโน้มในการลงทุนเพื่อใช้วิเคราะห์เศรษฐกิจของประเทศ ดังนั้น ระยะเวลาที่เหมาะสมควรอยู่ในช่วงเวลาตั้งแต่ 5 ปีขึ้นไป 2) การเลือกเทคนิคที่ใช้กับชุดข้อมูลทดสอบ ซึ่งเป็นตัวแทนในการทำนาย หรือชุดข้อมูลที่ยังไม่เกิดขึ้น ควรเลือกชุดข้อมูลสุดท้าย ซึ่งงานวิจัยนี้เลือกชุดข้อมูลปี พ.ศ. 2560 ซึ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ทั้งนี้ เนื่องจากแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงปีสุดท้าย จะสอดคล้องกับแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงในปีถัดไปที่ยังไม่เกิดขึ้นมากที่สุด ดังนั้นจึงเป็นวิธีที่เหมาะสมในการกำหนดเทคนิคและวิธีที่ใช้ในการทำนายและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนาย และ 3) การวิเคราะห์ดัชนีค่าเงินบาท (Nominal Effective Exchange Rate: NEER) และ

ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) คือ การเทียบเงินบาทโดยเฉลี่ยกับค่าเงินของประเทศคู่ค้าของประเทศไทย โดยวิธีการถ่วงน้ำหนักแต่ละสกุลเงิน ตามความสำคัญทางการค้าของประเทศ แนวทางพัฒนาในอนาคต 1) การพิจารณาข้อมูลจากดัชนีค่าเงินบาท สามารถเปรียบเทียบกับสกุลเงินอื่นๆ ที่เป็นประเทศคู่ค้าและประเทศคู่แข่งทางการค้า เพื่อดูแนวโน้มผลกระทบของค่าเงินบาทกับการดำเนินธุรกิจ และดัชนีอัตราแลกเปลี่ยนที่แท้จริง นอกจากการนำปัจจัยของอัตราเงินเฟ้อของแต่ละประเทศมาพิจารณาอัตราแลกเปลี่ยนแล้ว ควรพิจารณาปัจจัยอื่นร่วมด้วย เช่น ดัชนีค่าเงินบาทและดัชนีอัตราแลกเปลี่ยนที่แท้จริง เพื่อให้การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นตามกลไกเศรษฐกิจของประเทศ และ 2) การนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนซ้ำ (Recurrent Neural Network: RNN) มาใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลา นำมาวิเคราะห์ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินในอดีต เพื่อการทำนายที่ได้ผลแม่นยำเพิ่มขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ ธนาคารแห่งประเทศไทย ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล และเครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย จากมหาวิทยาลัยสยาม

เอกสารอ้างอิง

ธนาคารแห่งประเทศไทย. 2560. **อัตราแลกเปลี่ยนประจำวัน**. สืบค้นเมื่อ 9 กุมภาพันธ์ 2561, จาก https://www.bot.or.th:443/thai/statistics/_layouts/application/exchangerate/exchangerate.aspx
พยุง มีสัจ. 2551. **ระบบพีชซีและโครงข่ายประสาทเทียม**. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

- วิระ จิริกิจอนุสรณ์, และ ชูสิทธิ์ จรัสกุลชัย. 2553. การคาดการณ์ภาษีมูลค่าเพิ่มด้วยเทคนิคของเหมืองข้อมูล. **วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศ**, 6(2): 39-44.
- อรรณพ กางกั้น. 2559. การพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศ โดยเทคนิควิธีเหมืองข้อมูล. ในการประชุมสวสนันท์หาวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 5 เรื่อง การวิจัยเพื่อการพัฒนาอย่างยั่งยืน (น. 1488-1496). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยราชภัฏสวสนันท์หา.
- Cai, T. T., & Hall, P. 2006. Prediction in functional linear regression. **The Annals of Statistics**, 34(5): 2159–2179.
- Frias-Martinez, E., Sanchez, A., & Velez, J. 2006. Support vector machines versus multi-layer perceptrons for efficient off-line signature recognition. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 19(6): 693-704.
- Ghorbanian, J., Ahmadi, M., & Soltani, R. 2011. Design predictive tool and optimization of journal bearing using neural network model and multi-objective genetic algorithm. **Scientia Iranica**, 18(5): 1095-1105.
- Hoshmand, A. R. 2009. **Business forecasting, second edition: A practical approach**. New York: Routledge.
- Kubat, M. 1999. Neural networks: A comprehensive foundation by Simon Haykin, Macmillan, 1994. **The Knowledge Engineering Review**, 13(4): 409-412.
- Kuznets, S. 1971. **Economic growth of nations: Total output and production structure**. Cambridge: Belknap Press of Harvard University Press.
- Saigal, S., & Mehrotra, D. 2012. Performance comparison of time series data using predictive data mining techniques. **Advances in Information Mining**, 4(1): 57-66.
- 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.
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. 2004. A tutorial on support vector regression. **Statistics and Computing**, 14(3): 199-222.
- Weiss, S. M., & Indurkha, N. 1988. **Predictive data mining: A practical guide**. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers.