

การเปรียบเทียบการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ

โดยตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

A COMPARISON OF FORECASTING THE THAI BAHT-US DOLLAR EXCHANGE RATE USING ARIMA AND ARIMAX MODELS

นิทัศนี เจริญงาม*, ยาดภา โชติติลล และ วิทมา ธรรมเจริญ

Nitasanee Chalernngam*, Yadapa Chotedelok and Wittama Thumcharoen

ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

Department of Statistics, Faculty of Science and Technology, Rambhai Barni Rajabhat University

Received: 15 November 2025

Revised: 23 March 2026

Accepted: 24 March 2026

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ จากตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 รวมทั้งสิ้น 120 เดือน และได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดที่ 1 สำหรับการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ และชุดที่ 2 สำหรับประเมินความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ โดยเกณฑ์ที่ใช้เปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบ คือ ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เพื่อหาตัวแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ผลจากการศึกษาพบว่าตัวแบบที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด คือ ตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดยมีราคาน้ำมันดิบโลก (OP) เป็นตัวแปรภายนอก

คำสำคัญ: การพยากรณ์, อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาท, ตัวแบบ ARIMA, ตัวแบบ ARIMAX

* Corresponding author: นิทัศนี เจริญงาม

E-mail: nitasanee.c@rbru.ac.th

Abstract

This research aims to compare the accuracy of forecast the Thai baht vs US Dollar from the ARIMA and ARIMAX models. This study uses monthly time series data from 1 January 2015 to 31 December 2024 and data was divided into two sets. The first set is used for creating the forecasting models and the second is used for checking the accuracy of the previous step. The models are measured for accuracy using Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Square Error (MSE), Mean Absolute percent Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE) to identify the model has residual error the lowest value. The results of the study found that the model with the highest accuracy was the ARIMAX (1, 1, 1) with Global Crude Oil Price (OP) as an exogenous regressor provides.

Keywords: Forecasting, Exchange rate Thai Baht, ARIMA model, ARIMAX model

บทนำ

อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ถือเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจของประเทศ การค้า การลงทุน ต้นทุนการนำเข้า-ส่งออกสินค้า การท่องเที่ยว รวมถึงเสถียรภาพทางการเงินของประเทศ โดยเฉพาะอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ ซึ่งเป็นสกุลเงินหลักในระบบเศรษฐกิจโลก จึงมีความสำคัญต่อผู้ประกอบการ นักลงทุน ภาครัฐ เป็นต้น (ธนาคารแห่งประเทศไทย, 2568) ในช่วงปีที่ผ่านมา เศรษฐกิจโลกมีความผันผวนสูงจากภาวะเงินเฟ้อ การปรับขึ้นอัตราดอกเบี้ยของสหรัฐฯ ราคาน้ำมันที่ผันผวน ตลอดจนความไม่แน่นอนทางเศรษฐกิจระหว่างประเทศ อัตราดอกเบี้ยนโยบาย ความเชื่อมั่นนักลงทุน ซึ่งปัจจัยเหล่านี้ส่งผลให้ค่าเงินบาทมีความผันผวนเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง และทำให้อัตราแลกเปลี่ยนยากต่อการคาดการณ์มากขึ้น (ศูนย์วิจัยกสิกรไทย, 2567)

ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยที่ส่งผลต่ออัตราแลกเปลี่ยน พบว่างานวิจัยของ Jammazi & Aloui (2012) ได้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างราคาน้ำมันและอัตราแลกเปลี่ยนของหลายประเทศ โดยใช้แบบจำลอง Markov-Switching พบว่าการเปลี่ยนแปลงของราคาน้ำมันส่งผลต่อค่าเงินภายใต้หลายภาวะเศรษฐกิจ และดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐเป็นตัวแปรสำคัญที่สัมพันธ์ต่อความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน งานวิจัยของ Abonazel & Abd-

Elftah (2019) พบว่าการนำตัวแปรภายนอก เช่น ราคาน้ำมัน อัตราดอกเบี้ย และทุนสำรองระหว่างประเทศ เข้าสู่ตัวแบบ ARIMAX ช่วยให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (RMSE) ต่ำกว่าตัวแบบ ARIMA อย่างมีนัยสำคัญ แสดงให้เห็นว่าการรวมตัวแปรภายนอกช่วยเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน และงานวิจัยของ Chen & Chen (2007) ได้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างราคาน้ำมันกับอัตราแลกเปลี่ยนที่แท้จริง โดยใช้การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระยะยาวกับข้อมูลของประเทศกลุ่ม G7 ผลการศึกษาพบว่าราคาน้ำมันเป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในระยะยาว ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าปัจจัยด้านราคาสินค้าโภคภัณฑ์ โดยเฉพาะราคาน้ำมัน มีบทบาทสำคัญต่อการเคลื่อนไหวของอัตราแลกเปลี่ยน

จากข้อมูลข้างต้นผู้วิจัยมีความสนใจเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ โดยใช้ตัวแปรภายนอกที่สะท้อนถึงสภาพเศรษฐกิจโลกและเศรษฐกิจของไทย เช่น ราคาน้ำมันดิบโลก อัตราดอกเบี้ยนโยบาย ดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ และทุนสำรองระหว่างประเทศของไทย เป็นต้น โดยหวังว่าผลที่ได้จะสามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลต่อการวางแผนนโยบายเศรษฐกิจของภาครัฐ การกำหนดกลยุทธ์ด้านการลงทุน และการบริหารความเสี่ยงของภาคธุรกิจไทย เป็นต้น

วัตถุประสงค์

เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ จากตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

วิธีดำเนินการวิจัย

1. การเก็บรวบรวมข้อมูล

การศึกษาวิจัยครั้งนี้ใช้ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งเป็นข้อมูลเชิงปริมาณโดยตัวแปรตาม (Dependent Variable) คือ อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ จากธนาคารแห่งประเทศไทย และตัวแปรภายนอก (Exogenous Variables) ที่จะนำมาใช้ทำการวิจัยครั้งนี้ได้จากการงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และข่าวสารต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 1 ซึ่งรวบรวมข้อมูลย้อนหลังเป็นรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 รวมทั้งหมดเป็น 120 เดือน

ตารางที่ 1 ตัวแปรภายนอกที่นำมาใช้

ตัวแปร	แหล่งที่มา
อัตราดอกเบี้ยนโยบายของไทย	ธนาคารแห่งประเทศไทย
ดุลบัญชีเดินสะพัดของไทย	ธนาคารแห่งประเทศไทย
ทุนสำรองระหว่างประเทศของไทย	ธนาคารแห่งประเทศไทย
ดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐฯ	FEDERAL RESERVE BANK of ST. LOUIS
ส่วนต่างอัตราดอกเบี้ยไทย-สหรัฐฯ	ธนาคารแห่งประเทศไทย และ FEDERAL RESERVE BANK of ST. LOUIS
ราคาน้ำมันดิบโลก	Investing.com

2. การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิจัยครั้งนี้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน โดยส่วนแรกจะเป็นข้อมูลที่ใช้สร้างตัวแบบ (Training Data) ซึ่งเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 และส่วนที่สองจะเป็นข้อมูลที่ใช้ประเมินความแม่นยำของตัวแบบ (Testing Data) ซึ่งเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2566 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

2.1 การสร้างตัวแบบ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

การวิเคราะห์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins ซึ่งเป็นวิธีการหนึ่งที่ได้รับการนิยมในการอธิบายอนุกรมเวลา จะกำหนดตัวแบบอยู่ในกลุ่มของตัวแบบ ARIMA (p, d, q) ที่มีการหาผลต่าง (Differencing) อันดับ d เพื่อแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความไม่คงที่ (Nonstationary time series) ให้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ (Stationary time series) (กรินทร์ กาญจนานนท์, 2567) โดยมีสมการตัวแบบ ดังนี้

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกตของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

B คือ backshift operator โดยที่ $B^p y_t = y_{t-p}$ และ $B^q \varepsilon_t = \varepsilon_{t-q}$

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t , $\varepsilon_t \sim IN(0, \sigma^2)$

ϕ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ AR(p) ตัวที่ i , $i = 1, 2, \dots, p$

θ_i คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ MA(q) ตัวที่ $i, i = 1, 2, \dots, q$

AR(p) คือ ตัวแบบถดถอยในตนเอง (Autoregressive Model) อันดับที่ p ซึ่งอธิบายความสัมพันธ์ของข้อมูลในปัจจุบันกับข้อมูลในอดีตจำนวน p ช่วงเวลา

MA(q) คือ ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Model) อันดับที่ q ซึ่งอธิบายความสัมพันธ์ของข้อมูลกับค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตจำนวน q ช่วงเวลา

p คือ อันดับที่ p ของตัวแบบ AR(p)

q คือ อันดับที่ q ของตัวแบบ MA(q)

d คือ อันดับที่ d ของการหาผลต่าง

สามารถเขียนรายละเอียดแต่ละขั้นตอนได้ดังนี้

1) ทำการทดสอบความคงที่ (Stationary) ของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยข้อมูลจะต้องมีความแปรปรวนคงที่ ด้วยการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (ADF) หากการทดสอบพบว่าข้อมูลอนุกรมเวลาไม่คงที่ จะต้องทำการหาผลต่างให้กับข้อมูล โดยมีสมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : ข้อมูลอนุกรมเวลาไม่คงที่

H_1 : ข้อมูลอนุกรมเวลาไม่คงที่

2) เมื่อข้อมูลอนุกรมเวลาไม่คงที่ จึงนำข้อมูลไปสร้างตัวแบบ ARIMA (p, d, q) โดยใช้คำสั่ง auto_arima จากโปรแกรม python ซึ่งจะทำให้การค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของ p และ q โดยอัตโนมัติ ภายใต้ค่าของ d ที่ได้จากขั้นตอนก่อนหน้านี้ โดยพิจารณาจากค่า Akaike Information Criterion (AIC) ที่น้อยที่สุด

3) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic Checking) เมื่อสร้างตัวแบบ ARIMA ขึ้นมา จะต้องตรวจสอบว่าตัวแบบที่ได้นั้นมีความถูกต้อง และความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ โดยใช้การวิเคราะห์ค่าคลาดเคลื่อน ได้แก่

3.1) การทดสอบคุณสมบัติการรบกวนขาว (White Noise Test) จากการทดสอบ Ljung-Box (Box et al., 2016) โดยมีสูตร ดังนี้

$$Q_m = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\rho_k^2}{n-k}$$

โดยที่ Q_m คือ ค่าสถิติทดสอบ Ljung-Box ซึ่งมีการแจกแจงแบบไคสแควร์ (Chi-square Distribution) ที่ระดับองศาเสรีเท่ากับ m
 ρ_k คือ ค่าสหสัมพันธ์ของค่าคลาดเคลื่อนที่ lag ที่ k
 n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด
 m คือ จำนวน lag ที่ใช้ในการทดสอบ

โดยมีสมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าความคลาดเคลื่อนมีคุณสมบัติการรบกวนขาว

H_1 : ค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีคุณสมบัติการรบกวนขาว

3.2) การทดสอบการแจกแจงปกติของค่าความคลาดเคลื่อน (Normality of Standardized Residual) จากการทดสอบ Jarque-Bera โดยมีสมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : ค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ

H_1 : ค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงปกติ

3.3) การทดสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อน (Independence of Residuals) จากการพิจารณารูปค่าสหสัมพันธ์ (ACF) โดยค่าคลาดเคลื่อนควรอยู่ภายในช่วงความเชื่อมั่นที่กำหนด หากค่าคลาดเคลื่อนอยู่ภายในขอบเขตดังกล่าว แสดงว่าค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กันในแต่ละช่วงเวลา และมีความเป็นอิสระ

4) ได้ตัวแบบ ARIMA (p, d, q) ที่ผ่านการตรวจสอบความถูกต้อง ที่เหมาะสม นำมาหาค่าพยากรณ์

5) เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ในแต่ละตัวแบบที่ได้ ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน MAD, MSE, MAPE และ RMSE

5.1) ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation : MAD)

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|}{n}$$

5.2) ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error : MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}$$

5.3) ค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percent Error : MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100}{n}$$

5.4) ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าสังเกตของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูล ณ เวลา t

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.2 การสร้างตัวแบบ Autoregressive Moving Average with Exogenous Variables (ARIMAX)

ตัวแบบ ARIMAX (p, d, q) เป็นตัวแบบที่มีการเพิ่มตัวแปรภายนอก (Exogenous Variables) เข้ามาทดสอบในตัวแบบ ARIMA (p, d, q) (Box et al., 2016) โดยมีสมการตัวแบบ ดังนี้

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \sum_{k=1}^m \delta_k(B) X_{k,t} + \theta(B)\varepsilon_t$$

หรือ

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1-B)^d Y_t &= (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)\varepsilon_t \\ &+ \sum_{k=1}^m (\delta_k + \delta_{k1} B + \dots + \delta_{k,r_k} B^{r_k}) X_{k,t} \end{aligned}$$

โดยที่ $X_{k,t}$ คือ ตัวแปรภายนอกตัวที่ k ณ เวลา t

δ_{k,r_k} คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรภายนอกตัวที่ k ใน lag ที่ r_k

สามารถเขียนรายละเอียดแต่ละขั้นตอนได้ดังนี้

1) ทำการทดสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้การทดสอบ ADF
 2) ทำการคัดเลือกตัวแปรภายนอก โดยตัวแปรภายนอกต้องมีคุณสมบัติเป็นอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ ซึ่งได้จากการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการหาผลต่างในระดับเดียวกับตัวแปรตาม กล่าวคือ หากตัวแปรตามมีความคงที่หลังการหาผลต่างอันดับที่ 1 (1st Difference) ตัวแปรภายนอกก็ควรมีความคงที่ที่ระดับการหาผลต่างเดียวกัน

3) ตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรภายนอกกับตัวแปรตาม โดยใช้การทดสอบ Granger Causality เพื่อพิจารณาว่าตัวแปรภายนอกส่งผลต่อตัวแปรตามหรือไม่ โดยมีสมมติฐานการทดสอบ คือ

H_0 : ตัวแปรภายนอกไม่ส่งผลต่อตัวแปรตาม

H_1 : ตัวแปรภายนอกส่งผลต่อตัวแปรตาม

4) ทำการสร้างแบบการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Gujarati & Porter, 2009) มีรูปแบบสมการ ดังนี้

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} + \dots + \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t$$

โดยที่ Y_t คือ ตัวแปรตาม ณ เวลา t

$X_{k,t}$ คือ ตัวแปรภายนอกตัวที่ k ณ เวลา t

β_0 คือ ค่าคงที่

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรภายนอก

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน

และทำการตรวจสอบการเกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ (multicollinearity) ถ้าตัวแปรภายนอกตัวใดมีค่า Variance Inflation Factor (VIF) มากกว่า 10 จะนำออกจากตัวแบบ

5) ทำสร้างตัวแบบ ARIMAX (p, d, q) โดยพิจารณาจากค่า AIC ที่น้อยที่สุด

6) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ (Diagnostic Checking) เมื่อสร้างตัวแบบ ARIMAX ขึ้นมา จะต้องตรวจสอบว่าตัวแบบที่ได้นั้นมีความถูกต้อง และความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ โดยใช้การวิเคราะห์ค่าคลาดเคลื่อน ได้แก่ การทดสอบคุณสมบัติการรบกวนขาว การทดสอบการแจกแจงปกติของค่าความคลาดเคลื่อน และการทดสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อน

7) ได้ตัวแบบ ARIMAX (p, d, q) ที่ผ่านการตรวจสอบความถูกต้อง ที่เหมาะสมนำมาหาค่าพยากรณ์

8) เปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ในแต่ละตัวแบบที่ได้ ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน MAD, MSE, MAPE และ RMSE

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

การศึกษางานวิจัยในครั้งนี้ ได้ผลการศึกษาดังนี้

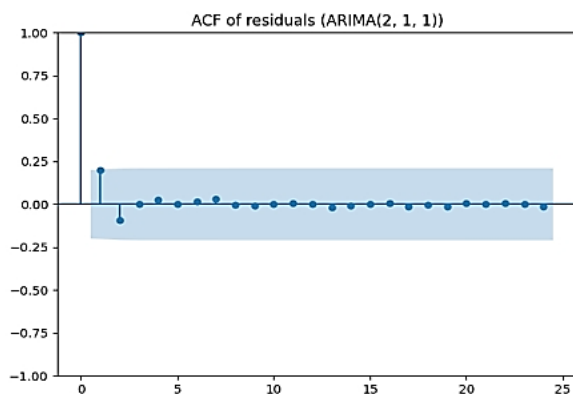
1. ผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ จากตัวแบบ ARIMA

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบการทดสอบกระบวนการคงที่ของข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ และตัวแปรภายนอก

ตัวแปร	p-value จากการทดสอบ ADF	
	ข้อมูลเดิม	หลังการหาผลต่าง อันดับที่ 1
อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (ER)	0.2737	0.0000
อัตราดอกเบี้ยนโยบายของไทย (PR)	0.1375	0.0026
ดุลบัญชีเดินสะพัดของไทย (CA)	0.5630	0.0000
ทุนสำรองระหว่างประเทศของไทย (RES)	0.4094	0.0000
ดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (USDIDX)	0.5402	0.0000
ส่วนต่างอัตราดอกเบี้ยไทย-สหรัฐ (IRD)	0.2916	0.0002
ราคาน้ำมันดิบโลก (OP)	0.2222	0.0000

จากตารางที่ 2 พบว่าข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความไม่คงที่ (p-value = 0.2737) จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการหาผลต่างอันดับที่ 1 (1st Difference) เพื่อให้ข้อมูลมีความคงที่ ซึ่งผลการทดสอบหลังการหาผลต่างอันดับที่ 1 พบว่า p-value มีค่าเท่ากับ 0.0000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 และเหมาะสมสำหรับการนำไปสร้างตัวแบบ ARIMA โดยพิจารณาเลือกตัวแบบที่มีค่า AIC น้อยที่สุด คือตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1)

ทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) พบว่า การทดสอบคุณสมบัติการรบกวนขาว ด้วยการทดสอบ Ljung-Box มี p-value เท่ากับ 0.9589 ซึ่งมากกว่า 0.05 จึงไม่ปฏิเสธสมมติฐานหลัก นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนมีคุณสมบัติการรบกวนขาว แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 การทดสอบการแจกแจงปกติของค่าความคลาดเคลื่อน ด้วยการทดสอบ Jarque-Bera มี p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก คือค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงปกติ ถึงแม้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงปกติก็ไม่ได้ส่งผลกระทบต่อความเหมาะสมของแบบตัวแบบ ARIMA เนื่องจากในการทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ จะให้ความสำคัญกับการทดสอบคุณสมบัติการรบกวนขาวมากกว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Box et al., 1976) และเมื่อจำนวนข้อมูลมีขนาดใหญ่เพียงพอ ตามทฤษฎีขีดจำกัดกลาง (Central Limit Theorem) ทำให้ผลการประมาณค่าไม่ผิดเพี้ยน แม้ว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงปกติก็ตาม และเมื่อพิจารณาจากรูปที่ 1 พบว่า ACF ของค่าความคลาดเคลื่อนในแต่ละช่วงเวลา (lag) อยู่ภายในช่วงความเชื่อมั่นที่กำหนด แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กันในแต่ละช่วงเวลา จึงมีความเป็นอิสระ ดังนั้น ตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) จึงมีความเหมาะสม

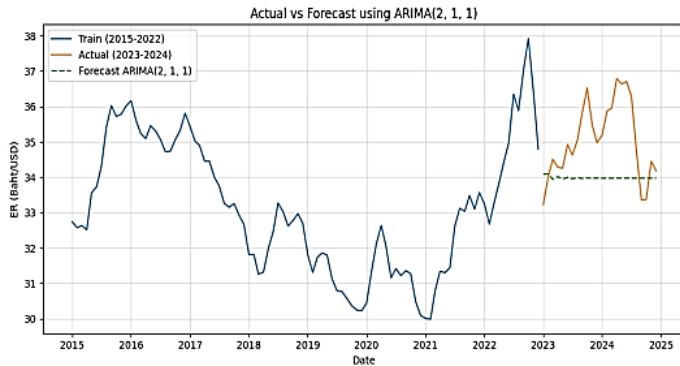


รูปที่ 1 การตรวจสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อนด้วยกราฟ ACF
ของตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1)

หลังจากทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบแล้ว จะนำตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) มาพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ โดยมีรูปแบบของสมการ คือ

$$\hat{Y}_t = 0.5129Y_{t-1} + 0.6968Y_{t-2} - 0.2097Y_{t-3} + 0.9347e_{t-1}$$

โดยที่ $e_{t-1} = Y_{t-1} - \hat{Y}_{t-1}$



รูปที่ 2 ผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ ของตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) เปรียบเทียบกับข้อมูลชุดทดสอบ

จากรูปที่ 2 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ ของตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลชุดทดสอบ พบว่ามีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ข้อมูลเมื่อวัดด้วยค่า MAD, MSE, MAPE (%) และ RMSE เท่ากับ 1.2487, 2.3077, 3.50% และ 1.5191 ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาจากกราฟการพยากรณ์พบว่าเส้นค่าพยากรณ์ไม่สามารถสะท้อนแนวโน้มของข้อมูลจริงได้อย่างชัดเจน โดยมีลักษณะค่อนข้างเรียบเมื่อเทียบกับข้อมูลจริงที่มีความผันผวน แสดงให้เห็นว่าตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) อาจยังไม่สามารถอธิบายพฤติกรรมของข้อมูลได้อย่างเหมาะสม

2. ผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ จากตัวแบบ ARIMAX

จากตารางที่ 2 พบว่าตัวแปรภายนอกทุกตัวเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความไม่คงที่ จึงทำการหาผลต่างอันดับที่ 1 เพื่อให้เป็นข้อมูลที่อยู่ในรูปของผลต่างอันดับที่ 1 เช่นเดียวกันกับตัวแปรตาม ผลการทดสอบหลังการหาผลต่างอันดับที่ 1 พบว่า p-value น้อยกว่า 0.05 ทุกตัวจึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรภายนอกมีความคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

ทำการคัดเลือกตัวแปรภายนอก โดยทำการทดสอบ Granger Causality เพื่อคัดเลือกตัวแปรภายนอกที่ส่งผลต่อตัวแปรตาม ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าตัวแปรที่ผ่านการคัดเลือกได้แก่ ราคาน้ำมันดิบโลก (OP) มี p-value เท่ากับ 0.0142 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าราคาน้ำมันดิบโลกสามารถใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐได้ นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ พบว่าราคาน้ำมันดิบโลกและอัตราแลกเปลี่ยนมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน โดยมีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.3764

ผลการสร้างตัวแบบสมการถดถอย โดยการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ โดยใช้วิธีการถดถอยทีละขั้น (Stepwise Regression) พบว่ามีเพียง 4 ตัวแปรที่ผ่านการคัดเลือกเข้าสมการการถดถอยพหุคูณเชิงเส้น ได้แก่ อัตราดอกเบี้ยนโยบายของไทย (PR) ราคาน้ำมันดิบโลก (OP) ดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (USDIDX) และทุนสำรองระหว่างประเทศของไทย (RES) ทำให้ได้ตัวแบบการถดถอยพหุคูณเชิงเส้น ดังนี้

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 PR_t + \beta_2 OP_t + \beta_3 USDIDX_t + \beta_4 RES_t + \varepsilon_t$$

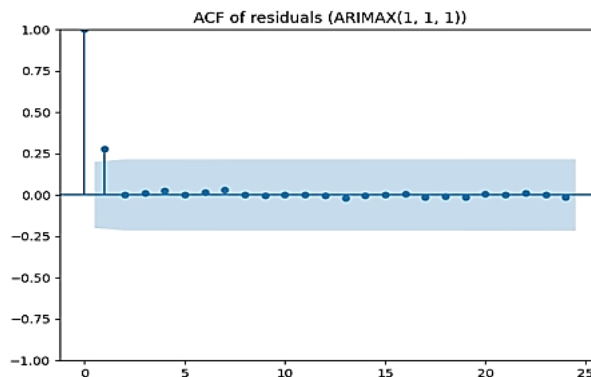
และมีสมการพยากรณ์ ดังนี้

$$\hat{Y}_t = 31.5570 - 2.3149PR_t + 0.0250OP_t + 0.1713USDIDX_t - 0.00008RES_t$$

จากค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรภายนอก พบว่า p-value มีค่าน้อยกว่า 0.05 ทุกตัว จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่าค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรภายนอกทุกตัวมีค่าแตกต่างจากศูนย์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังนั้นตัวแปรทั้ง 4 ตัว มีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐในรูปแบบเชิงเส้น จากการตรวจสอบการเกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ พบว่า ตัวแปรภายนอกทั้ง 4 ตัว มีค่า VIF อยู่ระหว่าง 1.28-1.80 ซึ่งน้อยกว่า 10 แสดงว่าไม่เกิดปัญหาความสัมพันธ์เชิงเส้นพหุ

จากการนำตัวแปรภายนอกทั้ง 4 ตัว คือ อัตราดอกเบี้ยนโยบายของไทย (PR) ราคาน้ำมันดิบโลก (OP) ดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ (USDIDX) และทุนสำรองระหว่างประเทศของไทย (RES) มาทำการวิเคราะห์ พบว่า ตัวแปรราคาน้ำมันดิบโลก (OP) เป็นตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติจากการทดสอบ Granger Causality (p-value = 0.0142) และเมื่อนำมาสร้างตัวแบบ ARIMAX ร่วมกับตัวแปรอื่น ๆ พบว่าตัวแบบที่มีค่า AIC ต่ำที่สุด คือ ARIMAX (1, 1, 1) โดยมีราคาน้ำมันดิบโลก (OP) เป็นตัวแปรภายนอก จึงเลือกตัวแปรดังกล่าวเข้าสู่ตัวแบบ

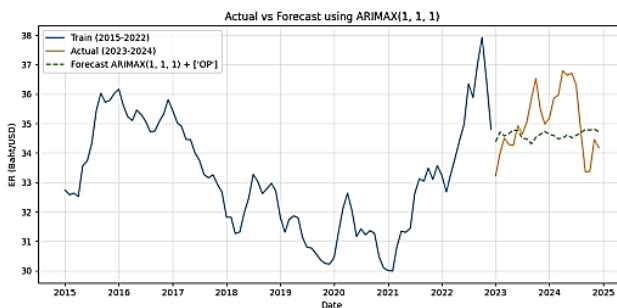
ทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอก พบว่า การทดสอบคุณสมบัติการรบกวนขาว (White Noise Test) ด้วยการทดสอบ Ljung-Box มี p-value เท่ากับ 0.7891 ซึ่งมากกว่า 0.05 จึงไม่ปฏิเสธสมมติฐานหลัก นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนมีคุณสมบัติการรบกวนขาว และค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 การทดสอบการแจกแจงปกติของค่าความคลาดเคลื่อนด้วย Jarque-Bera มี p-value เท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 จึงปฏิเสธสมมติฐานหลัก คือค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีการแจกแจงปกติ อย่างไรก็ตาม ลักษณะดังกล่าวไม่ส่งผลกระทบต่อความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMAX ด้วยเหตุผลเดียวกันกับที่ได้อธิบายไว้ในส่วนของตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) และเมื่อพิจารณาจากรูปที่ 3 พบว่า ACF ของค่าคลาดเคลื่อนส่วนใหญ่อยู่ภายในช่วงความเชื่อมั่นที่กำหนด แม้ว่าที่ lag 1 จะมีค่าเกินขอบเขตเล็กน้อย แต่ไม่ปรากฏความสัมพันธ์อย่างชัดเจนในช่วงอื่น ๆ จึงสามารถสรุปได้ว่าค่าคลาดเคลื่อนไม่มีความสัมพันธ์กันในแต่ละช่วงเวลา และมีความเป็นอิสระ ดังนั้น ตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดยมีราคาน้ำมันดิบโลก (OP) เป็นตัวแปรภายนอก จึงมีความเหมาะสม



รูปที่ 3 การตรวจสอบความเป็นอิสระของค่าคลาดเคลื่อนด้วยกราฟ ACF
ของตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1)

หลังจากทำการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบแล้ว จะนำตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอก มาพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ โดยมีรูปแบบของสมการ คือ

$$\hat{Y}_t = 0.3676Y_{t-1} + 0.6324Y_{t-2} - 0.0213OP_t + e_{t-1}$$



รูปที่ 4 ผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ ของตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอก เปรียบเทียบกับข้อมูลชุดทดสอบ

จากรูปที่ 4 แสดงผลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ ของตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดยมีราคาน้ำมันดิบโลก (OP) เป็นตัวแปรภายนอก เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลชุดทดสอบ พบว่ามีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ข้อมูลเมื่อวัดด้วยค่า MAD, MSE, MAPE (%) และ RMSE เท่ากับ 0.9845, 1.4730, 2.78% และ 1.2137 ตามลำดับ โดยการพยากรณ์ครั้งนี้ได้ใช้ค่าจริงของตัวแปร OP ในช่วงข้อมูลทดสอบ เนื่องจากตัวแบบ ARIMAX จำเป็นต้องใช้ข้อมูลของตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์

3. เปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ จากตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX โดยพิจารณาจากความคลาดเคลื่อนผ่านข้อมูลชุดทดสอบ พบว่า ตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอก ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) โดยตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) ให้ค่า MAPE เท่ากับ 3.50% ในขณะที่ตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอก ให้ค่า MAPE เพียง 2.78% แสดงว่า ตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอกที่มีความแม่นยำสูงกว่าในการพยากรณ์ข้อมูลชุดทดสอบ นอกจากนี้ค่าความคลาดเคลื่อนอื่น ๆ ได้แก่ MAD, MSE และ RMSE ของตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอก ต่างมีค่าน้อยกว่า ตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) จากผลการศึกษาข้างต้นสะท้อนให้เห็นว่า ตัวแบบ ARIMAX ซึ่งเป็นตัวแบบที่นำเอาปัจจัยภายนอกที่คาดว่าจะมีอิทธิพลต่อตัวแปรตามเข้าไปในแบบ ซึ่งสามารถเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ได้ดีกว่าตัวแบบ ARIMA ที่ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาเพียงแค่ตัวแปรเดียว สอดคล้องกับงานวิจัยของ กานต์ณัฐ ณ บางช้าง (2567) ทำการศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดัชนีราคาผู้บริโภคจากตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ

ARIMAX พบว่า ผลจากการศึกษาพบว่าตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุด คือ ตัวแบบ ARIMAX (2, 1, (1, 11)) เช่นเดียวกับงานของ ณัฏฐ์สุภานัน สุพัทธนะ (2562) ทำการศึกษาการพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กของประเทศไทยโดยตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ ARIMAX พบว่า แบบจำลอง ARIMAX ที่มีตัวแปรราคาน้ำมันดิบโลก และราคาสินแร่เหล็ก เป็นตัวแปรภายนอกในการพยากรณ์ สามารถพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กมีความแม่นยำมากกว่าแบบจำลอง ARIMA เมื่อพิจารณาจากค่า MAPE และ RMSE ที่มีค่าต่ำกว่า

สรุปผลการวิจัย

จากการศึกษาและเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ จากตัวแบบ ARIMA และ ตัวแบบ ARIMAX โดยผลการศึกษาตามวัตถุประสงค์สามารถอธิบายได้โดยการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ได้แก่ ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เพื่อหาตัวแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด พบว่า ตัวแบบ ARIMA (2, 1, 1) มีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ดังนี้ MAD, MSE, MAPE (%) และ RMSE เท่ากับ 1.2487, 2.3077, 3.50% และ 1.5191 ตามลำดับ และตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดย OP เป็นตัวแปรภายนอก มีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ดังนี้ MAD, MSE, MAPE (%) และ RMSE เท่ากับ 0.9845, 1.4730, 2.78% และ 1.2137 ตามลำดับ จากข้อมูลดังกล่าวพบว่า ตัวแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด คือ ตัวแบบ ARIMAX (1, 1, 1) โดยมีราคาน้ำมันดิบโลก (OP) เป็นตัวแปรภายนอก เป็นตัวแบบที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด

ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบ 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ ARIMA และ ตัวแบบ ARIMAX ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ นอกจากนี้ยังมีตัวแบบอื่นที่น่าสนใจ ที่สามารถนำมาศึกษาเพิ่มเติมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ เช่น ตัวแบบ SARIMA (Seasonal ARIMA) ซึ่งเหมาะสำหรับข้อมูลที่มีรูปแบบฤดูกาล ตัวแบบ VAR/VECM ซึ่งสามารถอธิบายความสัมพันธ์ร่วมระหว่างตัวแปรหลายตัวในระยะยาว และตัวแบบ GARCH ซึ่งเหมาะกับข้อมูลทางการเงินที่มีความผันผวนค่อนข้างสูง ทั้งนี้ การเลือกใช้ตัวแบบที่เหมาะสมควรพิจารณาจากลักษณะของข้อมูล และวัตถุประสงค์ของการพยากรณ์

เอกสารอ้างอิง

- กานต์ณัฐ ฌ บางช้าง. (2567). การเปรียบเทียบการพยากรณ์ดัชนีราคาผู้บริโภคของประเทศไทยโดยตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหัวเฉียวเฉลิมพระเกียรติ*, 10(2), 44-59.
- กรินทร์ กาญจนานนท์. (2567). *การพยากรณ์ทางสถิติ*. กรุงเทพฯ: ซีเอ็ดดูเคชั่น.
- ณัฏฐ์สุภานัน สุปัทธนะ. (2562). การพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กของประเทศไทยโดยแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง ARIMAX. (การค้นคว้าอิสระปริญญาโทบัณฑิต, สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์).
- ธนาคารแห่งประเทศไทย. (2568). *การดูแลเสถียรภาพค่าเงินบาท (FX intervention)*. สืบค้นเมื่อวันที่ 8 ตุลาคม 2568, จาก <https://www.bot.or.th/th/research-and-publications/reports/annual-report/report-2024/qa05.html>.
- ศูนย์วิจัยกสิกรไทย. (2567). *บาทพลิกกลับมาแข็งค่ายังมีโอกาสแตะ 33.60 บาท/ดอลลาร์ฯ*. สืบค้นเมื่อวันที่ 8 ตุลาคม 2568, จาก <https://www.kasikornresearch.com/th/analysis/k-social-media/Pages/Baht-CIS3518-FB-2024-08-28.aspx>.
- Abonazel, M. R., & Abd-Elftah, A. I. (2019). Forecasting Egyptian gross domestic product using ARIMA models. *Journal of Physics: Conference Series*, 1253(1), 012001.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Chen, S. S., & Chen, H. C. (2007). Oil prices and real exchange rates. *Energy Economics*, 29(3), 390-404.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). New York: McGraw-Hill.
- Jammazi, S., & Aloui, C. (2012). Crude oil price forecasting: Experimental evidence from wavelet decomposition and neural network modeling. *Energy Economics*, 34(3), 828-841.