การเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศรายวันของ 7 สกุลเงินสำคัญเทียบกับเงินบาท

A Comparative Study of Forecasting Models for Daily Exchange Rates of Seven Major Currencies against the Thai Baht

ลัญจกร เสวตะ

Lanjakorn Sewata[1*]

[1]คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเฉลิมกาญจนา จังหวัดศรีสะเกษ

[1]Faculty of Business Administration, Chalermkarnchana University, Sisaket, Thailand

E-mail: lsewata@gmail.com

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ1)ศึกษาลักษณะและแนวโน้มของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศรายวันเทียบกับเงินบาท 7 สกุลเงิน ได้แก่ ดอลลาร์สหรัฐ (USD) ปอนด์สเตอร์ลิง (GBP) ยูโร (EUR) เยน (JPY) ดอลลาร์ฮ่องกง (HKD) ริงกิต (MYR) และดอลลาร์สิงคโปร์ (SGD) และ 2) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์เชิงสถิติ 6 ตัวแบบ ได้แก่ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (SMA) การปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลอย่างง่าย (SES) การปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลสองครั้ง (DES) วิธีโฮลต์-วินเทอร์สแบบบวก (HW-Additive) และแบบคูณ (HW-Multiplicative) และตัวแบบ ARIMA โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากธนาคารแห่งประเทศไทยระหว่างวันที่ 2 มิถุนายน ถึง 30 ตุลาคม 2569 รวม 102 วันทำการต่อสกุลเงิน แบ่งเป็นชุดฝึก 82 วันและชุดทดสอบ 20 วัน วัดความแม่นยำด้วย MAPE, MAE, MSE และ RMSE และทดสอบความแตกต่างของความแม่นยำด้วยการทดสอบ Diebold–Mariano ผลการวิจัยพบว่าเงินบาทอ่อนค่าลงเมื่อเทียบกับ 6 สกุลเงิน โดยอ่อนค่ามากที่สุดเมื่อเทียบกับเยน (ร้อยละ 4.94) และแข็งค่าขึ้นเล็กน้อยเมื่อเทียบกับยูโร (ร้อยละ 0.56) อนุกรมทุกชุดเป็นอนุกรมไม่คงที่ที่ระดับข้อมูลแต่คงที่ที่ผลต่างอันดับหนึ่ง ตัวแบบ ARIMA ที่เหมาะสมของทุกสกุลเงินคือ ARIMA(0,1,0) ซึ่งสอดคล้องกับกระบวนการเดินสุ่ม ทุกตัวแบบให้ค่า MAPE ต่ำกว่าร้อยละ 0.30 จึงจัดอยู่ในระดับแม่นยำสูงมาก ตัวแบบที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด ได้แก่ SMA สำหรับ USD, HKD, MYR และ SGD วิธีโฮลต์-วินเทอร์สแบบบวกสำหรับ GBP และ JPY และแบบคูณสำหรับ EUR อย่างไรก็ตาม ผลการทดสอบ Diebold–Mariano พบว่าความแม่นยำของตัวแบบที่ดีที่สุดกับตัวแบบ ARIMA ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 ในทุกสกุลเงิน ผลการวิจัยชี้ว่าตัวแบบอย่างง่ายเพียงพอสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้นหนึ่งวันล่วงหน้า

และสามารถใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจด้านการค้าระหว่างประเทศและการบริหารความเสี่ยงจากอัตราแลกเปลี่ยนของผู้ประกอบการไทย

คำสำคัญ: อัตราแลกเปลี่ยน, ตัวแบบพยากรณ์อนุกรมเวลา, ARIMA, วิธีโฮลต์-วินเทอร์ส, การทดสอบ Diebold–Mariano

Abstract

This research aimed 1) to examine the characteristics and trends of the daily exchange rates of seven foreign currencies against the Thai baht, namely the US dollar (USD), pound sterling (GBP), euro (EUR), Japanese yen (JPY), Hong Kong dollar (HKD), Malaysian ringgit (MYR) and Singapore dollar (SGD), and 2) to compare the performance of six statistical forecasting models: simple moving average (SMA), simple exponential smoothing (SES), double exponential smoothing (DES), additive and multiplicative Holt-Winters (HW) and ARIMA. Secondary data were obtained from the Bank of Thailand from 2 June to 30 October 2026, giving 102 trading days per currency, which were split into a training set of 82 days and a test set of 20 days. Forecast accuracy was measured by MAPE, MAE, MSE and RMSE, and differences in accuracy were tested with the Diebold–Mariano test. The results showed that the baht depreciated against six currencies, most strongly against the yen (4.94%), and appreciated slightly against the euro (0.56%). All series were non-stationary in levels but stationary in first differences, and the selected ARIMA model for every currency was ARIMA (0,1,0), consistent with a random walk. All models produced MAPE values below 0.30%, indicating highly accurate forecasts. The lowest MAPE was obtained by SMA for USD, HKD, MYR and SGD, by additive HW for GBP and JPY, and by multiplicative HW for EUR. However, the Diebold–Mariano test indicated no statistically significant difference at the .05 level between the best model and ARIMA for any currency. The findings suggest that simple models are sufficient for one-day-ahead forecasting and

can support international trade decisions and exchange rate risk management for Thai businesses.

Keywords: Exchange rate, Time series forecasting model, ARIMA, Holt-Winters method, Diebold–Mariano test

บทนำ

ภาคการส่งออกและนำเข้าเป็นกลไกสำคัญของเศรษฐกิจไทย มูลค่าการค้าระหว่างประเทศของไทยเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องตลอดสามทศวรรษที่ผ่านมา ขณะเดียวกันประเทศไทยยังต้องพึ่งพาการนำเข้าสินค้าทุน วัตถุดิบ และพลังงานจากประเทศคู่ค้าในสัดส่วนสูง (Office of Permanent Secretary Ministry of Commerce, 2023) อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศจึงเป็นตัวแปรทางเศรษฐกิจที่ส่งผลโดยตรงต่อรายได้จากการส่งออก ต้นทุนการผลิต และความสามารถในการแข่งขันของทั้งภาครัฐและภาคเอกชน การเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่องและคาดการณ์ได้ยาก (Markova, 2019; Wilcoxson et al., 2020) ข้อมูลการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนที่แม่นยำจึงเป็นสารสนเทศที่สำคัญต่อการวางแผนการส่งออก การนำเข้า และการบริหารความเสี่ยงทางการเงิน

ตัวแบบอนุกรมเวลาเป็นเครื่องมือที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน เนื่องจากใช้ข้อมูลในอดีตและปัจจุบันสร้างตัวแบบเพื่อคาดการณ์ค่าในอนาคตโดยไม่ต้องอาศัยตัวแปรทางเศรษฐกิจมหภาคจำนวนมาก ตัวแบบที่นิยมใช้ ได้แก่ วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Hansun, 2013) วิธีการปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลและวิธีโฮลต์-วินเทอร์ส (Kalekar, 2004; Bolarinwa & Bolarinwa, 2021) และตัวแบบ ARIMA (Box et al., 2015) อย่างไรก็ตาม ไม่มีตัวแบบพยากรณ์ใดที่ให้ความแม่นยำสูงสุดในทุกสถานการณ์ งานวิจัยคลาสสิกของ Meese and Rogoff (1983) และการทบทวนวรรณกรรมของ Rossi (2013) ชี้ว่าตัวแบบเดินสุ่ม (random walk) มักให้ผลการพยากรณ์ระยะสั้นที่เอาชนะได้ยาก ขณะที่งานวิจัยของ Sewata et al. (2023) ซึ่งศึกษาอัตราแลกเปลี่ยน USD, EUR และ CNY ในปี พ.ศ. 2565 พบว่าตัวแบบ ARIMA ให้ความแม่นยำสูงที่สุด ผลการศึกษาที่แตกต่างกันนี้แสดงให้เห็นว่าการเลือกตัวแบบพยากรณ์ควรพิจารณาจากข้อมูลจริงของแต่ละสกุลเงินและแต่ละช่วงเวลา

งานวิจัยนี้จึงขยายขอบเขตการศึกษาของ Sewata et al. (2023) ไปยังอัตราแลกเปลี่ยนรายวัน 7 สกุลเงินที่มีความสำคัญต่อการค้า การลงทุน และการท่องเที่ยวของไทย ในช่วงเดือนมิถุนายนถึงตุลาคม พ.ศ. 2569 และปรับปรุงระเบียบวิธีโดยประเมินความแม่นยำนอกกลุ่มตัวอย่าง (out-of-sample) ด้วยชุดข้อมูลทดสอบที่แยกจากชุดข้อมูลฝึก ร่วมกับการทดสอบนัยสำคัญของความแตกต่างของความแม่นยำด้วย

การทดสอบ Diebold–Mariano (Diebold & Mariano, 1995) เพื่อให้ได้ข้อสรุปที่น่าเชื่อถือสำหรับใช้สนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ด้านการค้าระหว่างประเทศ

วัตถุประสงค์

1.เพื่อศึกษาลักษณะและแนวโน้มของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศรายวันเทียบกับเงินบาท 7 สกุลเงิน ได้แก่ USD, GBP, EUR, JPY, HKD, MYR และ SGD

2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์เชิงสถิติ 6 ตัวแบบ ได้แก่ SMA, SES, DES, HW-Additive, HW-Multiplicative และ ARIMA ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนของแต่ละสกุลเงิน

3. เพื่อคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละสกุลเงิน และเสนอแนวทางการนำผลการพยากรณ์ไปใช้สนับสนุนการตัดสินใจด้านการค้าระหว่างประเทศ

สมมติฐาน

H1: ตัวแบบพยากรณ์ทั้ง 6 ตัวแบบให้ความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนแตกต่างกัน

H2: ตัวแบบ ARIMA ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าตัวแบบพยากรณ์อื่น ตามผลการศึกษาของ Sewata et al. (2023)

แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1. ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (Simple Moving Average: SMA)

ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่ายเป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูล n ช่วงเวลาล่าสุด โดยข้อมูลทุกจุดมีน้ำหนักเท่ากัน เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามา ข้อมูลที่เก่าที่สุดจะถูกตัดออกจากการคำนวณ (Hansun, 2013) ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t + 1 คำนวณได้จาก

$$F_{t+1} = (Y_t + Y_{t-1} + \ldots + Y_{t-n+1}) / n$$

เมื่อ Y_t คือค่าจริง ณ เวลา t และ n คือจำนวนช่วงเวลาที่ใช้คำนวณ

2. การปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลอย่างง่าย (Simple Exponential Smoothing: SES)

วิธีนี้ให้น้ำหนักแก่ข้อมูลล่าสุดมากกว่าข้อมูลในอดีตแบบลดลงเป็นเอ็กซ์โพเนนเชียล เหมาะกับข้อมูลที่ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาลชัดเจน (Kalekar, 2004; Ostertagova & Ostertag, 2012)

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)F_t, \quad 0 < \alpha < 1$$

เมื่อ F_t คือค่าพยากรณ์ ณ เวลา t และ α คือค่าคงที่การปรับให้เรียบ หาก α มีค่าเข้าใกล้ 1 ค่าพยากรณ์จะเท่ากับค่าจริงล่าสุด ซึ่งเทียบเท่ากับตัวแบบเดินสุ่ม

3. การปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลสองครั้ง (Double Exponential Smoothing: DES)

วิธีของโฮลต์ใช้เมื่ออนุกรมเวลามีแนวโน้ม โดยปรับปรุงส่วนประกอบ 2 ส่วนในแต่ละช่วงเวลา คือ ระดับ (S_t) และแนวโน้ม (b_t) (Kalekar, 2004; Maulana & Mulyantika, 2020)

$$S_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}); \quad b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$F_{t+1} = S_t + b_t$$

4. วิธีโฮลต์-วินเทอร์ส (Holt-Winters: HW)

วิธีโฮลต์-วินเทอร์สขยายวิธีของโฮลต์โดยเพิ่มสมการส่วนประกอบฤดูกาล (s_t) ที่มีคาบความยาว m ประกอบด้วยพารามิเตอร์การปรับให้เรียบ 3 ตัว คือ α, β และ γ แบ่งเป็นแบบบวก ($Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t$) ซึ่งเหมาะกับฤดูกาลที่มีขนาดคงที่ และแบบคูณ ($Y_t = T_t \times S_t + \varepsilon_t$) ซึ่งเหมาะกับฤดูกาลที่มีขนาดแปรผันตามระดับข้อมูล (Lima et al., 2019) สมการของแบบบวก คือ

$$l_t = \alpha(Y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}); \quad b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$s_t = \gamma(Y_t - l_t) + (1 - \gamma)s_{t-m}; \quad F_{t+1} = l_t + b_t + s_{t+1-m}$$

สำหรับแบบคูณ ส่วนประกอบฤดูกาลจะใช้การหารแทนการลบ
และค่าพยากรณ์คือ $F_{t+1} = (l_t + b_t)s_{t+1-m}$

5. ตัวแบบ ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

ตัวแบบ ARIMA(p, d, q) ของ Box et al. (2015) อธิบายอนุกรมเวลาที่ผ่านการหาผลต่าง d ครั้งจนเป็นอนุกรมคงที่ (stationary) ด้วยส่วนการถดถอยในตัวเองอันดับ p และส่วนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับ q (Islam & Raza, 2020)

$$\Delta Y_t = \theta_0 + \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \ldots + \phi_p \Delta Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

การสร้างตัวแบบประกอบด้วย 4 ขั้นตอน ได้แก่ 1) การระบุรูปแบบ (p, d, q) 2) การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ 3) การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ และ 4) การพยากรณ์ (Escudero et al., 2021) การตรวจสอบความคงที่ของอนุกรมใช้การทดสอบ Augmented Dickey–Fuller (ADF) (Dickey & Fuller, 1979) กรณีพิเศษ ARIMA(0,1,0) ที่มีค่าคงที่ คือ ตัวแบบเดินสุ่มที่มีแนวโน้มลอยตัว (random walk with drift) ซึ่งมักเป็นตัวแบบอ้างอิงในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยน (Meese & Rogoff, 1983; Tripathi et al., 2020)

6. การวัดความแม่นยำของการพยากรณ์

งานวิจัยนี้ใช้เกณฑ์ความคลาดเคลื่อน 4 ค่า (Ostertagova & Ostertag, 2012; Hyndman & Athanasopoulos, 2021) เมื่อ $e_t = Y_t - F_t$ และ n คือจำนวนช่วงเวลาที่พยากรณ์

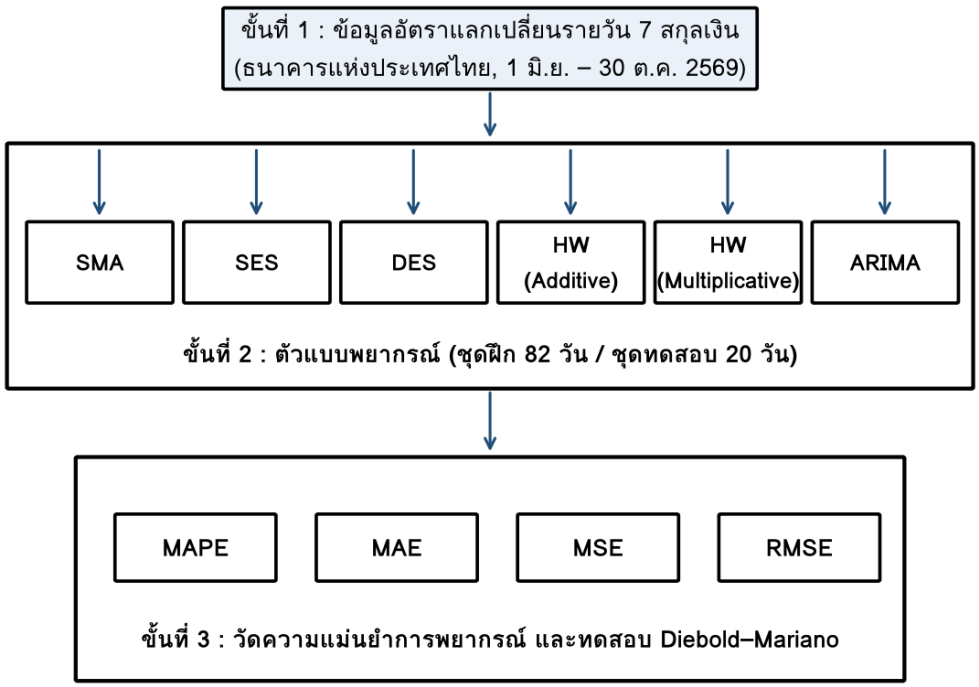
$$MAE = (1/n)\Sigma|e_t|; \quad MSE = (1/n)\Sigma e_t^2$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}; \quad MAPE = (100/n)\Sigma|e_t/Y_t|$$

ค่า MAPE ที่น้อยกว่าร้อยละ 10 แสดงว่าการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก ร้อยละ 10–20 แม่นยำดี ร้อยละ 20–50 ยอมรับได้ และมากกว่าร้อยละ 50 ไม่แม่นยำ (Lewis, 1982) นอกจากนี้ การทดสอบ Diebold–Mariano (DM) ใช้ทดสอบสมมติฐานว่าตัวแบบสองตัวแบบมีความแม่นยำเท่ากัน โดยพิจารณาผลต่างของฟังก์ชันความสูญเสีย $d_t = e_{1t}^2 - e_{2t}^2$ (Diebold & Mariano, 1995) และปรับแก้สำหรับตัวอย่างขนาดเล็กตามแนวทางของ Harvey et al. (1997)

กรอบแนวคิดการวิจัย

การวิจัยนี้ประยุกต์กรอบแนวคิดของ Sewata et al. (2023) ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ได้แก่ การเตรียมข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนรายวัน การสร้างตัวแบบพยากรณ์ 6 ตัวแบบ และการวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย

ระเบียบวิธีวิจัย

1. ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลทุติยภูมิ คืออัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศถัวเฉลี่ยของธนาคารพาณิชย์ในกรุงเทพมหานครที่เผยแพร่โดยธนาคารแห่งประเทศไทย (2569) ประกอบด้วยอัตราซื้อตั๋วเงิน อัตราซื้อเงินโอน และอัตราขาย ของ 7 สกุลเงิน ได้แก่ USD, GBP, EUR, JPY (บาทต่อ 100 เยน), HKD, MYR และ SGD (บาทต่อ 1 หน่วยเงินตราต่างประเทศ) ระหว่างวันที่ 2 มิถุนายน ถึง 30 ตุลาคม 2569 รวม 102 วันทำการต่อสกุลเงิน (ไม่รวมวันหยุดราชการและวันหยุดธนาคาร) ข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์คืออัตราเฉลี่ยรายวันของอัตราทั้ง 3 ประเภท ตามแนวทางของ Sewata et al. (2023)

2. การแบ่งชุดข้อมูล

ข้อมูลของแต่ละสกุลเงินแบ่งออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดฝึก (training set) 82 วันทำการ ระหว่างวันที่ 2 มิถุนายน ถึง 29 กันยายน 2569 ใช้สำหรับประมาณค่าพารามิเตอร์ และชุดทดสอบ (test set) 20 วันทำการ ระหว่างวันที่ 30 กันยายน ถึง 30 ตุลาคม 2569 ใช้สำหรับประเมินความแม่นยำนอกกลุ่ม

ตัวอย่าง โดยพยากรณ์ล่วงหน้าหนึ่งวันทำการ (one-step-ahead) และปรับปรุงค่าสถานะของตัวแบบด้วยค่าจริงทุกวัน ขณะที่พารามิเตอร์คงที่ตามที่ประมาณได้จากชุดฝึก

3. การสร้างตัวแบบพยากรณ์

1) SMA เลือกจำนวนช่วงเวลา n ระหว่าง 2–10 วันที่ให้ค่า MSE ในชุดฝึกต่ำที่สุด 2) SES, DES และ HW ประมาณค่าพารามิเตอร์การปรับให้เรียบ (α, β, γ) ในช่วง (0, 1) โดยทำให้ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนการพยากรณ์ล่วงหน้าหนึ่งวันในชุดฝึกมีค่าต่ำที่สุด สำหรับวิธี HW กำหนดคาบฤดูกาล m = 5 วันทำการ (1 สัปดาห์) 3) ARIMA ทดสอบความคงที่ของอนุกรมด้วยการทดสอบ ADF ที่มีค่าคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ .05 (ค่าวิกฤต −2.89) แล้วพิจารณาตัวแบบ ARIMA(p, 1, q) ที่ p, q $\in$ {0, 1, 2} รวม 9 ตัวแบบ ประมาณค่าด้วยวิธีผลรวมกำลังสองแบบมีเงื่อนไข (conditional sum of squares) และเลือกตัวแบบที่ให้ค่า Akaike Information Criterion (AIC) ต่ำที่สุด

4. การประเมินและเปรียบเทียบตัวแบบ

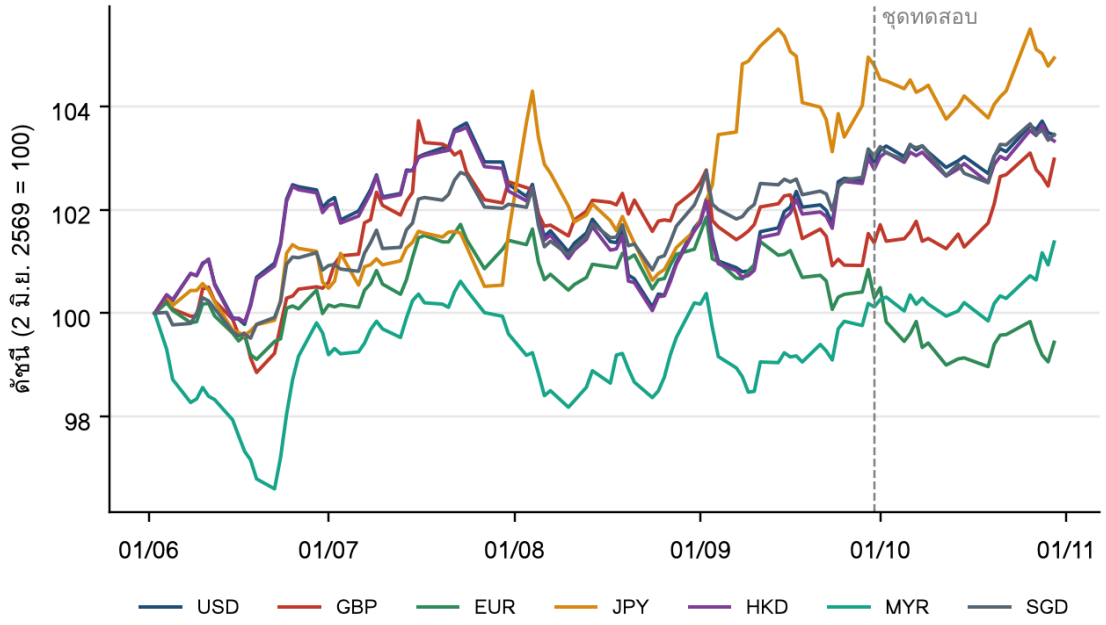
คำนวณค่า MAPE, MAE, MSE และ RMSE ของแต่ละตัวแบบในชุดทดสอบ ตัวแบบที่ดีที่สุดพิจารณาจากค่า MAPE ต่ำที่สุดเป็นเกณฑ์หลัก ร่วมกับอันดับเฉลี่ยของเกณฑ์ทั้ง 4 ค่า จากนั้นทดสอบว่าความแม่นยำของตัวแบบที่ดีที่สุดแตกต่างจากตัวแบบ ARIMA อย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ด้วยการทดสอบDiebold–

Mariano ที่ปรับแก้ตามวิธีของ Harvey et al. (1997) ที่ระดับนัยสำคัญ .05 การวิเคราะห์ทั้งหมดดำเนินการด้วยภาษา Python (NumPy และ SciPy)

ผลการวิจัย

1. ลักษณะและแนวโน้มของอัตราแลกเปลี่ยน

ภาพที่ 2 แสดงการเคลื่อนไหวของอัตราแลกเปลี่ยนทั้ง 7 สกุลเงินในรูปดัชนี (2 มิถุนายน 2569 = 100) เพื่อให้เปรียบเทียบกันได้ ส่วนตารางที่ 1 แสดงสถิติเชิงพรรณนาและผลการทดสอบความคงที่ของอนุกรม



ภาพที่ 2 ดัชนีอัตราแลกเปลี่ยนรายวันของ 7 สกุลเงินเทียบกับเงินบาท (2 มิถุนายน 2569 = 100)

ตารางที่ 1 สถิติเชิงพรรณนาและผลการทดสอบ ADF ของอัตราแลกเปลี่ยนรายวัน (บาทต่อหน่วยเงินตราต่างประเทศ, n = 102)

สกุลเงิน	ค่าเฉลี่ย	SD	ต่ำสุด	สูงสุด	CV (%)	เปลี่ยนแปลง (%)	ADF ระดับ	ADF ผลต่าง
USD	33.171	0.343	32.451	33.730	1.03	3.45	-1.88	-4.78*
GBP	44.357	0.437	43.165	45.292	0.99	2.98	-1.77	-5.43*
EUR	37.932	0.278	37.384	38.477	0.73	-0.56	-2.10	-6.43*

สกุลเงิน	ค่าเฉลี่ย	SD	ต่ำสุด	สูงสุด	CV (%)	เปลี่ยนแปลง (%)	ADF ระดับ	ADF ผลต่าง
JPY	20.763	0.362	20.189	21.393	1.75	4.94	-1.29	-5.13*
HKD	4.224	0.043	4.138	4.296	1.01	3.33	-1.88	-4.91*
MYR	8.119	0.077	7.894	8.284	0.94	1.38	-2.56	-4.94*
SGD	25.827	0.273	25.251	26.303	1.06	3.46	-1.28	-5.48*

หมายเหตุ: JPY คิดเป็นบาทต่อ 100 เยน; การเปลี่ยนแปลง (%) เทียบวันที่ 30 ต.ค. กับ 2 มิ.ย. 2569
ค่าบวกหมายถึงเงินบาทอ่อนค่า; ADF ทดสอบจากชุดฝึก ค่าวิกฤตที่ระดับ .05 เท่ากับ −2.89; *p < .05

จากตารางที่ 1 พบว่าในช่วงเวลาที่ศึกษาเงินบาทอ่อนค่าลงเมื่อเทียบกับ 6 สกุลเงิน โดยอ่อนค่ามากที่สุดเมื่อเทียบกับเยน (ร้อยละ 4.94) รองลงมาคือดอลลาร์สิงคโปร์ (ร้อยละ 3.46) ดอลลาร์สหรัฐ (ร้อยละ 3.45) ดอลลาร์ฮ่องกง (ร้อยละ 3.33) ปอนด์สเตอร์ลิง (ร้อยละ 2.98) และริงกิต (ร้อยละ 1.38) ส่วนเงินยูโรเป็นสกุลเงินเดียวที่เงินบาทแข็งค่าขึ้น (ร้อยละ 0.56) ค่าสัมประสิทธิ์การแปรผัน (CV) ของทุกสกุลเงินอยู่ระหว่างร้อยละ 0.73–1.75 โดยเยนมีความผันผวนสูงที่สุด และยูโรมีความผันผวนต่ำที่สุด นอกจากนี้ ดัชนีของ USD และ HKD เคลื่อนไหวเกือบซ้อนทับกันตลอดช่วงเวลาที่ศึกษา ผลการทดสอบ ADF พบว่าค่าสถิติที่ระดับข้อมูลของทุกสกุลเงินมากกว่าค่าวิกฤต (−2.89) จึงเป็นอนุกรมไม่คงที่ แต่เมื่อหาผลต่างอันดับหนึ่งแล้ว ค่าสถิติต่ำกว่าค่าวิกฤตทุกสกุลเงิน แสดงว่าอนุกรมทั้งหมดเป็นอนุกรมเชิงบูรณาการอันดับหนึ่ง I(1) จึงกำหนด d = 1 สำหรับตัวแบบ ARIMA

2. ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

ตารางที่ 2 พารามิเตอร์ของตัวแบบพยากรณ์ที่ประมาณค่าได้จากชุดฝึก

สกุลเงิน	SMA (n)	SES (α)	DES (α, β)	HW-A (α, β, γ)	HW-M (α, β, γ)	ARIMA
USD	2	0.999	0.999, 0.105	0.779, 0.000, 0.999	0.776, 0.000, 0.999	(0,1,0) θ_0 = 0.0124
GBP	2	0.999	0.999, 0.065	0.977, 0.000, 0.334	0.986, 0.000, 0.996	(0,1,0) θ_0 = 0.0083
EUR	2	0.974	0.999, 0.056	0.928, 0.000, 0.999	0.926, 0.000, 0.999	(0,1,0) θ_0 = 0.0039

สกุลเงิน	SMA (n)	SES (α)	DES (α, β)	HW-A (α, β, γ)	HW-M (α, β, γ)	ARIMA
JPY	2	0.999	0.999, 0.060	0.928, 0.011, 0.999	0.927, 0.011, 0.999	(0,1,0) θ_0 = 0.0124
HKD	2	0.999	0.999, 0.106	0.774, 0.000, 0.999	0.770, 0.000, 0.999	(0,1,0) θ_0 = 0.0015
MYR	2	0.999	0.999, 0.546	0.720, 0.043, 0.999	0.720, 0.043, 0.999	(0,1,0) θ_0 = 0.0002
SGD	2	0.999	0.999, 0.000	0.960, 0.000, 0.999	0.958, 0.000, 0.999	(0,1,0) θ_0 = 0.0100

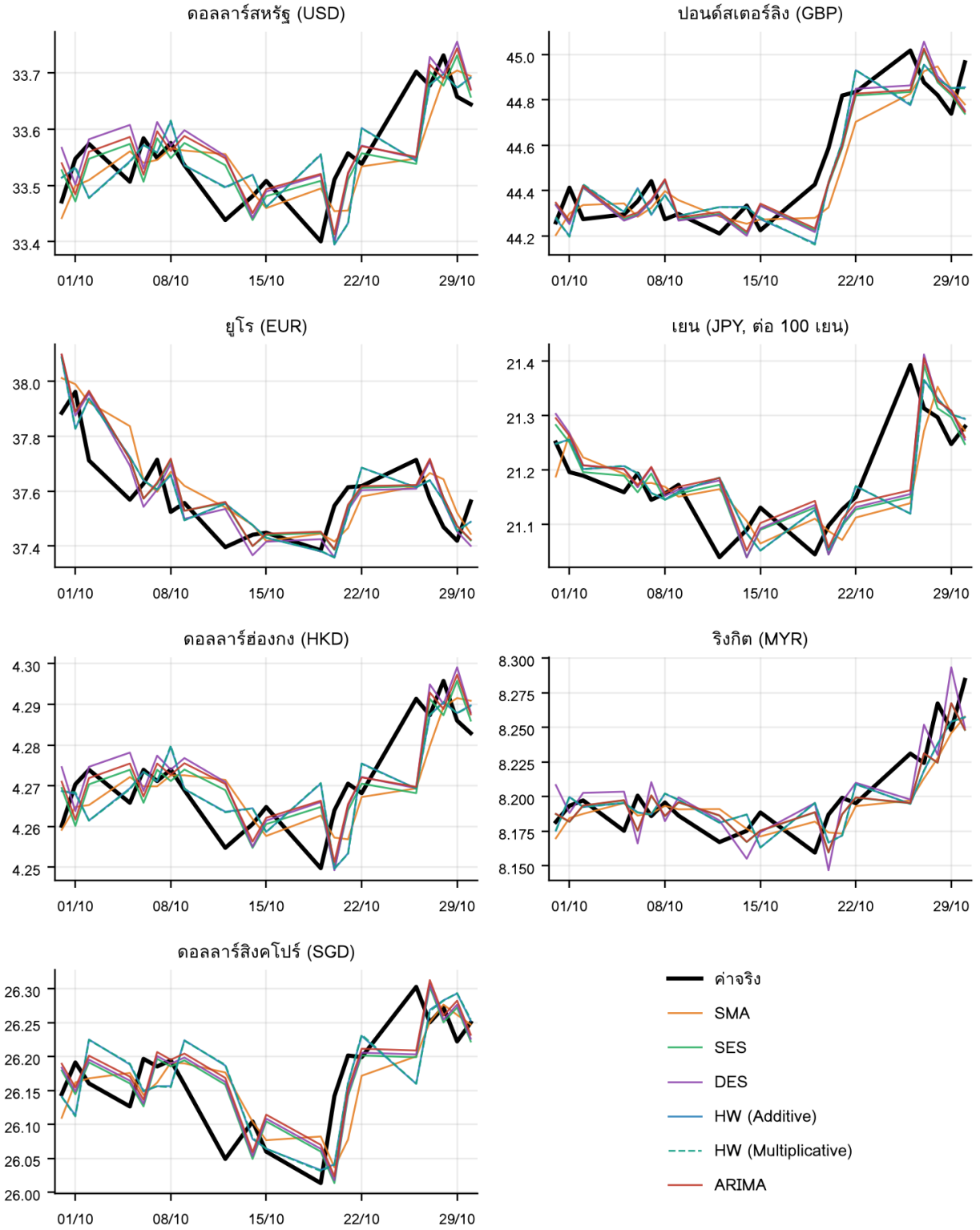
หมายเหตุ: ค่าพารามิเตอร์ที่เข้าใกล้ขอบเขตบนแสดงเป็น 0.999; HW-A = Holt-Winters แบบบวก; HW-M = Holt-Winters แบบคูณ; θ_0 = ค่าคงที่ (drift)

จากตารางที่ 2 พบว่าจำนวนช่วงเวลาที่เหมาะสมของ SMA คือ 2 วันในทุกสกุลเงิน ค่า α ของ SES เข้าใกล้ 1 ในทุกสกุลเงิน แสดงว่าค่าพยากรณ์ที่ดีที่สุดของวันถัดไปพึ่งพาค่าจริงล่าสุดเกือบทั้งหมด ค่า β ของ DES และ HW มีค่าต่ำ แสดงว่าแนวโน้มระยะสั้นมีอิทธิพลน้อย สำหรับตัวแบบ ARIMA เกณฑ์ AIC เลือกตัวแบบ ARIMA(0,1,0) ที่มีค่าคงที่ในทุกสกุลเงิน ซึ่งคือตัวแบบเดินสุ่มที่มีแนวโน้มลอยตัว ผลดังกล่าวสอดคล้องกันว่าอัตราแลกเปลี่ยนรายวันในช่วงที่ศึกษามีพฤติกรรมใกล้เคียงกระบวนการเดินสุ่ม

3. ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์

ภาพที่ 3 แสดงค่าจริงเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ของตัวแบบทั้ง 6 ในชุดทดสอบ พบว่าค่าพยากรณ์ของทุกตัวแบบเคลื่อนไหวตามค่าจริงโดยมีลักษณะล้าหลัง (lag) ประมาณหนึ่งวัน และ

คลาดเคลื่อนมากในวันที่อัตราแลกเปลี่ยนเปลี่ยนแปลงฉับพลัน เช่น ช่วงวันที่ 20–26 ตุลาคม 2569 ส่วนตารางที่ 3 และตารางที่ 4 แสดงค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละตัวแบบ



ภาพที่ 3 ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของตัวแบบทั้ง 6 ในชุดทดสอบ (30 กันยายน – 30 ตุลาคม 2569)

ตารางที่ 3 ความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ในชุดทดสอบ: กลุ่มสกุลเงินหลัก (USD, GBP, EUR และ JPY)

สกุลเงิน	ตัวแบบ	MAPE (%)	MAE	MSE	RMSE
USD	SMA	**0.1569**	**0.05266**	**0.004224**	**0.06499**
	SES	0.1759	0.05903	0.004860	0.06972
	DES	0.1887	0.06330	0.005653	0.07519
	HW-A	0.1651	0.05539	0.005305	0.07284
	HW-M	0.1642	0.05507	0.005306	0.07284
	ARIMA	0.1760	0.05904	0.004870	0.06979
GBP	SMA	0.2658	0.11861	0.019071	0.13810
	SES	0.2637	0.11754	0.018009	0.13420
	DES	0.2710	0.12076	0.018298	0.13527
	HW-A	**0.2482**	**0.11067**	0.017940	0.13394
	HW-M	0.2501	0.11149	0.018025	0.13426
	ARIMA	0.2600	0.11588	**0.017557**	**0.13250**
EUR	SMA	0.2855	0.10730	0.015649	0.12510
	SES	0.2766	0.10404	0.015159	0.12312
	DES	0.2917	0.10973	0.015799	0.12569
	HW-A	0.2627	0.09885	0.013733	0.11719
	HW-M	**0.2623**	**0.09872**	**0.013724**	**0.11715**
	ARIMA	0.2771	0.10422	0.015559	0.12473
JPY*	SMA	0.2543	0.05395	0.005761	0.07590
	SES	0.2522	0.05349	**0.005566**	**0.07461**
	DES	0.2722	0.05772	0.006085	0.07801

สกุลเงิน	ตัวแบบ	MAPE (%)	MAE	MSE	RMSE
	HW-A	**0.2349**	**0.04981**	0.006292	0.07932
	HW-M	0.2352	0.04989	0.006296	0.07935
	ARIMA	0.2526	0.05358	0.005724	0.07566

หมายเหตุ: ตัวหนา คือ ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดของแต่ละเกณฑ์ในสกุลเงินนั้น; HW-A = Holt-Winters แบบบวก; HW-M = Holt-Winters แบบคูณ*บาทต่อ 100 เยน

ตารางที่ 4 ความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ในชุดทดสอบ: กลุ่มสกุลเงินเอเชีย (HKD, MYR และ SGD)

สกุลเงิน	ตัวแบบ	MAPE (%)	MAE	MSE	RMSE
HKD	SMA	**0.1647**	**0.00704**	**0.000079**	**0.00891**
	SES	0.1881	0.00804	0.000092	0.00957
	DES	0.2016	0.00861	0.000106	0.01032
	HW-A	0.1731	0.00739	0.000098	0.00989
	HW-M	0.1723	0.00736	0.000098	0.00989
	ARIMA	0.1882	0.00804	0.000092	0.00959
MYR	SMA	**0.1787**	**0.01468**	**0.000336**	**0.01834**
	SES	0.2172	0.01784	0.000447	0.02114
	DES	0.2882	0.02365	0.000710	0.02665
	HW-A	0.1956	0.01606	0.000370	0.01924
	HW-M	0.1958	0.01606	0.000370	0.01924
	ARIMA	0.2170	0.01782	0.000445	0.02110
SGD	SMA	**0.1629**	**0.04261**	0.003473	0.05894
	SES	0.1865	0.04879	0.003425	0.05852
	DES	0.1881	0.04920	**0.003413**	**0.05842**
	HW-A	0.1900	0.04973	0.004086	0.06392

สกุลเงิน	ตัวแบบ	MAPE (%)	MAE	MSE	RMSE
	HW-M	0.1905	0.04986	0.004125	0.06423
	ARIMA	0.1907	0.04988	0.003454	0.05877

หมายเหตุ: ตัวหนา คือ ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดของแต่ละเกณฑ์ในสกุลเงินนั้น; HW-A = Holt-Winters แบบบวก; HW-M = Holt-Winters แบบคูณ

จากตารางที่ 3 และตารางที่ 4 พบว่าทุกตัวแบบให้ค่า MAPE อยู่ระหว่างร้อยละ 0.1569–0.2917 ซึ่งต่ำกว่าร้อยละ 10 มาก จึงจัดเป็นการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงมาก (Lewis, 1982) และค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบต่าง ๆ ภายในสกุลเงินเดียวกันแตกต่างกันเพียงเล็กน้อย เมื่อพิจารณารายสกุลเงิน พบว่า 1) **ดอลลาร์สหรัฐ** ตัวแบบ SMA ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดครบทั้ง 4 เกณฑ์ (MAPE = 0.1569%, RMSE = 0.06499) 2) **ปอนด์สเตอร์ลิง** HW-Additive ให้ค่า MAPE และ MAE ต่ำที่สุด (MAPE = 0.2482%) ขณะที่ ARIMA ให้ค่า MSE และ RMSE ต่ำที่สุด (RMSE = 0.13250) 3) **ยูโร** HW-Multiplicative ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดครบทั้ง 4 เกณฑ์ (MAPE = 0.2623%) 4) **เยน** HW-Additive ให้ค่า MAPE และ MAE ต่ำที่สุด (MAPE = 0.2349%) ขณะที่ SES ให้ค่า MSE และ RMSE ต่ำที่สุด 5) **ดอลลาร์ฮ่องกง** และ 6) **ริงกิต** ตัวแบบ SMA ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดครบทั้ง 4 เกณฑ์ (MAPE = 0.1647% และ 0.1787% ตามลำดับ) และ 7) **ดอลลาร์สิงคโปร์** SMA ให้ค่า MAPE และ MAE ต่ำที่สุด (MAPE = 0.1629%) ขณะที่ DES ให้ค่า MSE และ RMSE ต่ำที่สุด ทั้งนี้ ตัวแบบ ARIMA ไม่ได้ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุดในสกุลเงินใดเลย

4. ผลการคัดเลือกตัวแบบและการทดสอบ Diebold–Mariano

ตารางที่ 5 สรุปตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดของแต่ละสกุลเงินและผลการทดสอบ Diebold–Mariano เทียบกับตัวแบบ ARIMA

สกุลเงิน	ตัวแบบ MAPE ต่ำสุด	MAPE (%)	อันดับเฉลี่ยดีที่สุด	MAPE ARIMA (%)	DM	p-value
USD	SMA	0.1569	SMA (1.00)	0.1760	-0.802	0.432
GBP	HW-A	0.2482	HW-A (1.50)	0.2600	0.106	0.917
EUR	HW-M	0.2623	HW-M (1.00)	0.2771	-0.963	0.347
JPY*	HW-A	0.2349	SES (2.00)	0.2526	0.471	0.643
HKD	SMA	0.1647	SMA (1.00)	0.1882	-0.825	0.420

สกุลเงิน	ตัวแบบ MAPE ต่ำสุด	MAPE (%)	อันดับเฉลี่ยดีที่สุด	MAPE ARIMA (%)	DM	p-value
MYR	SMA	0.1787	SMA (1.00)	0.2170	-1.795	0.089
SGD	SMA	0.1629	SES (2.00)	0.1907	0.026	0.980

หมายเหตุ: อันดับเฉลี่ยคำนวณจากอันดับของเกณฑ์ MAPE, MAE, MSE และ RMSE (กรณี SGD ตัวแบบ SES และ DES มีอันดับเฉลี่ยเท่ากัน); HW-A = Holt-Winters แบบบวก; HW-M = Holt-Winters แบบคูณ; *บาทต่อ 100 เยน; ค่า DM เป็นค่าสถิติที่ปรับแก้ตาม Harvey et al. (1997) ใช้ฟังก์ชันความสูญเสียกำลังสอง
ค่าลบหมายถึงตัวแบบที่ดีที่สุดมีความคลาดเคลื่อนต่ำกว่า ARIMA

จากตารางที่ 5 เมื่อใช้ MAPE เป็นเกณฑ์หลัก ตัวแบบ SMA เหมาะสมที่สุดสำหรับ 4 สกุลเงิน ได้แก่ USD, HKD, MYR และ SGD ตัวแบบ HW-Additive เหมาะสมที่สุดสำหรับ GBP และ JPY และตัวแบบ HW-Multiplicative เหมาะสมที่สุดสำหรับ EUR เมื่อพิจารณาอันดับเฉลี่ยของทั้ง 4 เกณฑ์ ผลส่วนใหญ่สอดคล้องกัน ยกเว้น JPY และ SGD ที่ตัวแบบ SES มีอันดับเฉลี่ยดีที่สุด อย่างไรก็ตาม ผลการทดสอบ Diebold–Mariano พบว่าความแม่นยำของตัวแบบที่ดีที่สุดกับตัวแบบ ARIMA ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 ในทุกสกุลเงิน (p-value อยู่ระหว่าง 0.089–0.980) โดยริงกิตเป็นสกุลเงินเดียวที่ตัวแบบ SMA แม่นยำกว่า ARIMA อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ .10 (DM = -1.795, p = 0.089) ดังนั้น ผลการวิจัยสนับสนุนสมมติฐาน H1 เพียงบางส่วน กล่าวคือ ค่าความคลาดเคลื่อนของตัวแบบแตกต่างกันในเชิงตัวเลขแต่ไม่แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ และไม่สนับสนุนสมมติฐาน H2

อภิปรายผล

ผลการวิจัยพบว่าอัตราแลกเปลี่ยนรายวันของทั้ง 7 สกุลเงินเป็นอนุกรมไม่คงที่ที่มีพฤติกรรมใกล้เคียงกระบวนการเดินสุ่ม ดังเห็นได้จาก 1) ผลการทดสอบ ADF ที่พบว่าอนุกรมเป็น I(1) 2) ตัวแบบ ARIMA ที่เหมาะสมคือ ARIMA(0,1,0) ทุกสกุลเงิน และ 3) ค่า α ของ SES ที่เข้าใกล้ 1 ผลดังกล่าวสอดคล้องกับข้อค้นพบของ Meese and Rogoff (1983) และ Rossi (2013) ที่ระบุว่าการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในระยะสั้นคาดการณ์ได้ยาก และตัวแบบเดินสุ่มเป็นตัวแบบอ้างอิงที่เอาชนะได้ยาก ทั้งนี้อาจเป็นเพราะตลาดเงินตราต่างประเทศมีสภาพคล่องสูง ข้อมูลข่าวสารใหม่ถูกสะท้อนในราคาอย่างรวดเร็ว การเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในแต่ละวันจึงมีลักษณะสุ่มเป็นส่วนใหญ่

ผลการวิจัยที่ตัวแบบ ARIMA ไม่ได้ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุดในสกุลเงินใดเลยแตกต่างจากผลการศึกษาของ Sewata et al. (2023) ที่พบว่า ARIMA แม่นยำที่สุดสำหรับ USD, EUR และ CNY ความแตกต่างนี้อาจเกิดจาก 1) งานวิจัยครั้งนี้ประเมินความแม่นยำนอกกลุ่มตัวอย่าง ขณะที่งานวิจัยเดิมประเมินจากค่าที่ปรับ

เข้ากับข้อมูล (in-sample) ซึ่งตัวแบบที่มีพารามิเตอร์มากกว่ามักได้เปรียบ (Hyndman & Athanasopoulos, 2021) 2) ช่วงเวลาที่ศึกษาสั้นกว่าและมีสภาวะตลาดต่างกัน และ 3) ตัวแบบ ARIMA(0,1,0) ที่ได้มีโครงสร้างเท่ากับตัวแบบเดินสุ่มที่มีค่าคงที่ ซึ่งโดยหลักการให้ผลใกล้เคียงกับ SES ที่ $\alpha \approx 1$ ดังเห็นได้จากค่าความคลาดเคลื่อนของสองตัวแบบที่แทบไม่แตกต่างกัน อย่างไรก็ตาม ผลการทดสอบ Diebold–Mariano ที่ไม่พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญยืนยันว่า ARIMA ยังคงเป็นตัวแบบที่ใช้ได้ดีเทียบเท่าตัวแบบอื่น สอดคล้องกับ Maria and Eva (2011) และ Escudero et al. (2021) ที่พบว่าตัวแบบเชิงเส้นอธิบายอัตราแลกเปลี่ยนได้ดี

ตัวแบบ SMA ที่ใช้ค่าเฉลี่ยเพียง 2 วันให้ความแม่นยำดีที่สุดใน 4 สกุลเงิน อาจเป็นเพราะการเฉลี่ยค่า 2 วันช่วยลดผลของความผันผวนรายวันที่เกิดขึ้นชั่วคราวแล้วกลับตัว (mean reversion ระยะสั้น) ซึ่งพบชัดในช่วงทดสอบที่อัตราแลกเปลี่ยนขึ้นลงสลับกัน สำหรับ GBP, EUR และ JPY วิธีโฮลต์-วินเทอร์สให้ผลดีที่สุด ซึ่งอาจสะท้อนรูปแบบการเคลื่อนไหวรายสัปดาห์ของสกุลเงินเหล่านี้ (Lima et al., 2019; Harahap et al., 2023) นอกจากนี้ ผลที่ USD และ HKD มีตัวแบบที่ดีที่สุดเหมือนกันและเคลื่อนไหวเกือบซ้อนทับกันสอดคล้องกับระบบอัตราแลกเปลี่ยนแบบผูกค่า (linked exchange rate system) ของดอลลาร์ฮ่องกงที่ผูกไว้กับดอลลาร์สหรัฐ ข้อสังเกตอีกประการ คือ การจัดอันดับตัวแบบขึ้นอยู่กับเกณฑ์ที่เลือก เช่น GBP, JPY และ SGD ที่ตัวแบบดีที่สุดตามเกณฑ์ MAPE ต่างจากเกณฑ์ RMSEเนื่องจาก RMSE ให้น้ำหนักแก่ความคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่มากกว่า ผู้ใช้จึงควรเลือกเกณฑ์ให้สอดคล้องกับลักษณะความเสี่ยงที่ต้องการควบคุม

ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1. ผู้ประกอบการส่งออกและนำเข้าสามารถใช้ตัวแบบอย่างง่าย เช่น SMA 2 วัน หรือ SES เป็นเครื่องมือพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนล่วงหน้าหนึ่งวันได้โดยไม่จำเป็นต้องใช้ตัวแบบที่ซับซ้อน เนื่องจากให้ความแม่นยำสูงและคำนวณได้ง่ายด้วยโปรแกรมตารางคำนวณ

2. เนื่องจากอัตราแลกเปลี่ยนมีพฤติกรรมใกล้เคียงการเดินสุ่ม ผู้ประกอบการไม่ควรพึ่งพาการพยากรณ์จุดเพียงอย่างเดียวในการตัดสินใจ แต่ควรใช้ร่วมกับเครื่องมือป้องกันความเสี่ยง เช่น สัญญาซื้อขายเงินตราต่างประเทศล่วงหน้า (forward contract) โดยเฉพาะในสกุลเงินที่มีความผันผวนสูงอย่างเยน

3.หน่วยงานที่เกี่ยวข้องกับการค้าระหว่างประเทศสามารถใช้กรอบการเปรียบเทียบตัวแบบในงานวิจัยนี้ติดตามและปรับปรุงตัวแบบพยากรณ์ได้อย่างต่อเนื่อง เนื่องจากตัวแบบที่เหมาะสมแตกต่างกันตามสกุลเงินและช่วงเวลา

ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

1. ควรขยายช่วงเวลาของข้อมูลให้ยาวขึ้นและใช้การประเมินแบบหน้าต่างเลื่อน (rolling-origin evaluation) เพื่อเพิ่มอำนาจการทดสอบทางสถิติ และพยากรณ์หลายช่วงเวลาล่วงหน้า (multi-step ahead)

2. ควรเปรียบเทียบกับตัวแบบไม่เชิงเส้นและตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น GARCH, โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และ LSTM (Markova, 2019; Escudero et al., 2021) รวมถึงตัวแบบผสม (ensemble) (Tripathi et al., 2020)

3. ควรเพิ่มตัวแปรอธิบายทางเศรษฐกิจมหภาค เช่น ส่วนต่างอัตราดอกเบี้ย ดุลการค้า หรือข้อมูลการค้นหาบนอินเทอร์เน็ต (Wilcoxson et al., 2020) และศึกษาสกุลเงินของคู่ค้าสำคัญอื่น เช่น หยวน (CNY)

เอกสารอ้างอิง

ธนาคารแห่งประเทศไทย. (2569). *อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศถัวเฉลี่ยของธนาคารพาณิชย์ในกรุงเทพมหานคร*. สืบค้นเมื่อ 31 ตุลาคม 2569, จาก https://www.bot.or.th/th/statistics/exchange-rate.html

Bolarinwa, I. A., & Bolarinwa, B. T. (2021). Understanding features of time series through exponential smoothing. *International Journal of Advanced Academic Research, 7*(8), 15-19.

Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). Hoboken, NJ: Wiley.

Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association, 74*(366), 427-431.

Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics, 13*(3), 253-263.

Escudero, P., Alcocer, W., & Paredes, J. (2021). Recurrent neural networks and ARIMA models for Euro/Dollar exchange rate forecasting. *Applied Sciences, 11*(12), 5658.

Hansun, S. (2013). *A new approach of moving average method in time series analysis*. In Proceedings of the 2013 Conference on New Media Studies. Tangerang, Indonesia.

Harahap, A., Fathoni, M., & Sumardi, H. (2023). *Prediction farmer exchange rate comparative method of analysis Holt-Winters smoothing and seasonal ARIMA* (pp. 107-116). In Mathematics and Science Education International Seminar 2021. Bengkulu, Indonesia: Atlantis Press.

Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1997). Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting, 13*(2), 281-291.

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). Melbourne, Australia: OTexts. Retrieved from https://otexts.com/fpp3/

Islam, K., & Raza, A. (2020). *Forecasting crime using ARIMA model*. Retrieved from https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.08006

Kalekar, P. S. (2004). *Time series forecasting using Holt-Winters exponential smoothing*. Mumbai, India: Kanwal Rekhi School of Information Technology.

Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods*. London: Butterworth Scientific.

Lima, S., Gonçalves, A. M., & Costa, M. (2019). Time series forecasting using Holt-Winters exponential smoothing: An application to economic data. *AIP Conference Proceedings, 2186*(1), 090003.

Maria, F. C., & Eva, D. (2011). Exchange-rates forecasting: Exponential smoothing techniques and ARIMA models. *Annals of Faculty of Economics, 1*(1), 499-508.

Markova, M. (2019). *Foreign exchange rate forecasting by artificial neural networks*. New York: Springer.

Maulana, H., & Mulyantika, U. (2020). *The prediction of export product prices with Holt's double exponential smoothing method* (pp. 372-375). In Proceedings of the 3rd International Conference on Computer and Informatics Engineering. Yogyakarta, Indonesia.

Meese, R. A., & Rogoff, K. (1983). Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample? *Journal of International Economics, 14*(1-2), 3-24.

Office of Permanent Secretary Ministry of Commerce. (2023). *Summary exports, imports & trade balance*. Retrieved from https://tradereport.moc.go.th/TradeThai.aspx

Ostertagova, E., & Ostertag, O. (2012). Forecasting using simple exponential smoothing method. *Acta Electrotechnica et Informatica, 12*(3), 62-66.

Rossi, B. (2013). Exchange rate predictability. *Journal of Economic Literature, 51*(4), 1063-1119.

Sewata, L., Kengkuo, P., & Tongsung, S. (2023). Forecasting model for foreign currency exchange rates. *Science, Technology, and Social Sciences Procedia, 2023*(2), CiM12.

Tripathi, M., Kumar, S., & Inani, S. K. (2020). Exchange rate forecasting using ensemble modeling for better policy implications. *Journal of Time Series Econometrics, 13*(1), 43-71.

Wilcoxson, J., Follett, L., & Severe, S. (2020). Forecasting foreign exchange markets using Google Trends: Prediction performance of competing models. *Journal of Behavioral Finance, 21*(4), 412-422.