

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อพยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย

Mathematical Model for Forecasting the Quantity Production of Biodiesel in Thailand

สิโรรัตน์ จันทงาม¹, กนิษฐา ยิมนาค² และ จูฑารัตน์ โพธิ์หลวง^{1*}

Sirorath Channgam¹, Kanittha Yimnak², and Jutarat Pholuang^{1*}

¹สาขาวิชาคณิตศาสตร์ประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏวไลยอลงกรณ์ ในพระบรมราชูปถัมภ์ จังหวัดปทุมธานี

²ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

¹Applied Mathematics Program, Faculty of Science and Technology, Valaya Alongkorn Rajabhat University under the Royal Patronage Pathum Thani Province

²Department of Mathematics and Computer Science, Faculty of Science and Technology, Rajamangala University of Technology Thanyaburi

*Corresponding author; E-mail: jutarat@vru.ac.th

Received: 09 November 2023 /Revised: 07 January 2024 /Accepted: 27 February 2024

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลประเภทเมทิลเอสเทอร์ของกรดไขมันรายเดือนในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากกรมธุรกิจพลังงาน กระทรวงพลังงาน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 จำนวน 79 ค่า โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 จำนวน 72 ค่า สำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์ วิธีบอซ-เจนกินส์ และวิธีการพยากรณ์รวม และข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 จำนวน 7 ค่า สำหรับการเปรียบเทียบแบบจำลองเพื่อคัดเลือกแบบจำลองที่พยากรณ์ได้แม่นยำและเหมาะสมที่สุด โดยพิจารณาจากค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ผลการวิจัยพบว่าวิธีที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธีบอซ-เจนกินส์ (MAPE = 41.833 และ RMSE = 0.324) และมีตัวแบบการพยากรณ์คือ ARIMA (0, 2, 1) ที่มีพจน์ค่าคงที่

คำสำคัญ: แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ การพยากรณ์ วิธีบอซ-เจนกินส์ ไบโอดีเซล

Abstract

This research aimed to compare a mathematical model for forecasting the monthly quantity production of biodiesel as fatty acid methyl ester in Thailand. The data was collected from the Department of Energy Business, Ministry of Energy from January 2017 to July 2023, with 79 values, divided into two sets. In the first set from January 2017 to December 2022, 72 values were used for the modeling by Holt's exponential smoothing method, Brown's exponential smoothing method, Box-Jenkins method, and combined forecasting. In the second set from January to July 2023, 7 values were used for checking the accuracy of the forecasting models via the determination of the lowest mean absolute percentage error (MAPE) and root mean square error (RMSE). The results found that the Box-Jenkins method was the most appropriate method (MAPE = 41.833, RMSE = 0.324). The model for forecasting was ARIMA (0, 2, 1) with constant.

Keywords: Mathematical model, Forecasting, Box-Jenkins method, Biodiesel

บทนำ

ไบโอดีเซล (Biodiesel) เป็นเชื้อเพลิงดีเซลทางเลือกที่มีคุณสมบัติการเผาไหม้เหมือนกับน้ำมันดีเซลจากปิโตรเลียม (Petroleum) เกิดจากการผสมระหว่างวัตถุดิบธรรมชาติที่ให้พลังงาน เช่น ปาล์ม น้ำมัน สบู่ดำ ไขมันสัตว์ น้ำมันพืชใช้แล้ว (Waste vegetable oil) กับแอลกอฮอล์ เช่น เมทานอล หรือเอทานอล โดยมีด่างเป็นตัวเร่งปฏิกิริยา จะได้กรดไขมัน ได้แก่ เมทิลเอสเตอร์ (Methyl ester) หรือเอทิลเอสเตอร์ (Ethyl ester) และกลีเซอริน (Glycerin) ออกมา โดยเรียกเอสเตอร์ดังกล่าวนี้ว่าไบโอดีเซล (B100) ซึ่งสามารถใช้ในเครื่องยนต์ดีเซลรอบต่ำหรือเครื่องจักรกลทางการเกษตรได้¹

นอกจากนี้ไบโอดีเซลยังสามารถนำมาผสมในน้ำมันดีเซลตามสัดส่วนที่เหมาะสมเพื่อใช้ในเชิงพาณิชย์ สำหรับประเทศไทยเริ่มต้นขึ้นใน

ปี พ.ศ. 2550 โดยในระยะแรกภาครัฐกำหนดให้มีการผสมในสัดส่วน 2-3% (ดีเซล B2) จากนั้นในปี พ.ศ. 2555 มีการผสมไบโอดีเซลเพิ่มขึ้นเป็น 5% (ดีเซล B5) และเพิ่มขึ้นเป็น 7% (ดีเซล B7) ในปี พ.ศ. 2557 ตามลำดับ ส่งผลให้มีการใช้ไบโอดีเซลเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง อย่างไรก็ตามรัฐบาลได้มีการปรับเพิ่มหรือลดสัดส่วนการผสมไบโอดีเซลในน้ำมันดีเซล ตามผลผลิตของปาล์มน้ำมันซึ่งเป็นวัตถุดิบหลักในการผลิตไบโอดีเซลด้วย โดยล่าสุดได้ประกาศให้น้ำมันดีเซล B10 เป็นดีเซลพื้นฐานของประเทศไทยแทนน้ำมันดีเซล B7 ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2563 เป็นต้นไป โดยที่น้ำมันดีเซล B7 เป็นทางเลือกสำหรับรถเก่าและรถยุโรปที่ยังไม่รองรับน้ำมันดีเซล B10 และน้ำมันดีเซล B20 เป็นทางเลือกสำหรับรถบรรทุกขนาดใหญ่²

จากสถานการณ์ที่ผ่านมาอุตสาหกรรมไบโอดีเซลในประเทศไทย มีแนวโน้มเติบโตอย่างต่อเนื่องตามปริมาณการใช้ที่เพิ่มขึ้น เป็นผลมาจากการเติบโตทางด้านเศรษฐกิจ จำนวนรถเครื่องยนต์ดีเซลสะสมที่เพิ่มขึ้น และแผนพัฒนาพลังงานทดแทนที่เพิ่มขึ้นในภาคขนส่ง ทำให้ปริมาณการใช้ไบโอดีเซลเพิ่มขึ้นจาก 1.72 ล้านลิตร/วัน ในปี พ.ศ. 2554 เป็น 4.25 ล้านลิตร/วัน ในปี พ.ศ. 2561 เพิ่มขึ้นเฉลี่ย 13.8% ต่อปี และในช่วงเวลาเดียวกันปริมาณการผลิตไบโอดีเซลเพิ่มขึ้นจาก 1.73 ล้านลิตร/วัน เป็น 4.34 ล้านลิตร/วัน เพิ่มขึ้นเฉลี่ย 14.1%³ ซึ่งถ้าทราบแนวโน้มปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย จะเป็นผลดีอย่างมากต่อการวางแผนการผลิตและการใช้ประโยชน์ของไบโอดีเซล เนื่องจากการใช้ไบโอดีเซลที่ผลิตในประเทศจะช่วยลดการนำเข้าน้ำมันดิบจากต่างประเทศ ส่งผลให้ประเทศมีความมั่นคงด้านพลังงานมากขึ้น การใช้ไบโอดีเซลแทนน้ำมันดีเซลจะช่วยลดมลพิษทางอากาศได้ และการผลิตไบโอดีเซลที่ผลิตจากพืชผลทางการเกษตร เช่น น้ำมันปาล์ม สบู่ดำ จะเป็นการส่งเสริมให้เกษตรกรที่ปลูกพืชมีรายได้เพิ่มมากขึ้น เช่นเดียวกับการศึกษาของพิรवारณ หนูเสน และคณะ ที่ทำการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทย ทำให้ทราบแนวโน้มและสามารถพยากรณ์ปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทยล่วงหน้าในระยะ 6 เดือน ได้อย่างเหมาะสม⁴

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลประเภทเมทิลเอสเทอร์ของกรดไขมัน (Fatty Acid Methyl Ester: FAME) รายเดือนในประเทศไทย โดยแบบจำลองทาง

คณิตศาสตร์ที่นำมาเปรียบเทียบมี 4 วิธี คือ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์ (Holt's Exponential Smoothing method) วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์ (Brown's Exponential Smoothing Method) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) และวิธีการพยากรณ์ร่วม (Combined Forecasting Method) โดยประสิทธิภาพของแบบจำลองพิจารณาจากค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percent Error: MAPE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE)

วิธีการวิจัย

1. การเก็บรวบรวมข้อมูล

การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อพยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย จะใช้ข้อมูลปริมาณการผลิตไบโอดีเซลรายเดือนจากกรมธุรกิจพลังงาน กระทรวงพลังงาน^{5,6} ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 จำนวน 79 ค่า โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 จำนวน 72 ค่า สำหรับการสร้างแบบจำลอง และข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 จำนวน 7 ค่า สำหรับการเปรียบเทียบแบบจำลองเพื่อคัดเลือกแบบจำลองที่พยากรณ์ได้แม่นยำและเหมาะสมที่สุด

จากข้อมูลชุดที่ 1 พบว่า ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 เป็นข้อมูลที่มีอิทธิพลของแนวโน้มเชิงเส้นตรง (Linear trend) ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล ดัง Figure 1

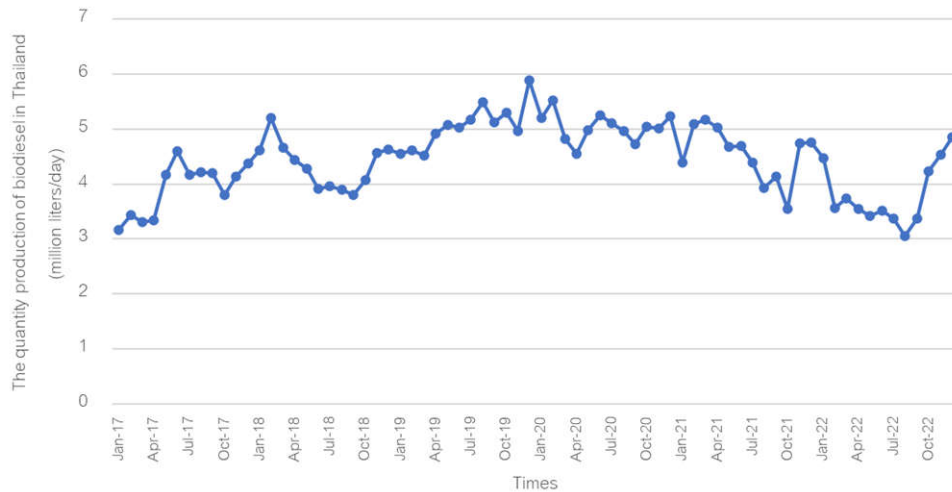


Figure 1. The movement of the quantity production of biodiesel in Thailand from January 2017 to December 2022

2. การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

จากข้อมูลปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 คณะผู้วิจัยจะใช้วิธีการทางสถิติที่เหมาะสมทั้งหมด 4 วิธี ในการสร้างแบบจำลอง ได้แก่ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์ วิธีบอซ-เจนกินส์ และวิธีการพยากรณ์รวม ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์⁷ เป็นวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีแนวโน้มเชิงเส้นตรงและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล มีค่าคงที่สำหรับการปรับให้เรียบ 2 ตัว คือ ค่าคงที่สำหรับการปรับให้เรียบของค่าระดับ (Level: α) และค่าคงที่สำหรับการปรับให้เรียบของค่าความชัน (Trend: γ) โดยมีตัวแบบการพยากรณ์ ดังสมการที่ (1)

$$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t(m) \quad (1)$$

เมื่อ $\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t + m$

m แทนช่วงจำนวนเวลาที่ต้องการพยากรณ์ล่วงหน้า

a_t แทนค่าประมาณระยะตัดแกน ณ เวลา t ซึ่ง $a_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$

b_t แทนค่าประมาณความชันของแนวโน้ม ณ เวลา t ซึ่ง $b_t = \gamma(a_t + a_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}$

α, γ แทนค่าคงที่สำหรับการปรับให้เรียบ ซึ่ง $0 < \alpha < 1$ และ $0 < \gamma < 1$

สำหรับการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบการพยากรณ์ จะพิจารณาจากเกณฑ์สารสนเทศของเบส์ (Bayesian Information Criterion: BIC) ที่มีค่าต่ำที่สุด แสดงถึงความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่มีค่าต่ำ สำหรับการตรวจสอบตัวแบบการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ได้พิจารณาจากค่าสถิติของบอซและจุง (Ljung-Box Q) ที่ไม่มีนัยสำคัญ และความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์

ต้องมีลักษณะตามข้อสมมติ คือ ความคลาดเคลื่อน มีการแจกแจงปกติ มีความเป็นอิสระต่อกัน และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา

2.2 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์^๖ เป็นวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีแนวโน้มเชิงเส้นตรงและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล มีค่าคงที่สำหรับการปรับให้เรียบของค่าระดับและค่าความชันเท่ากัน โดยมีตัวแบบการพยากรณ์ ดังสมการที่ (2)

$$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t [(m-1) + \frac{1}{\alpha}] \quad (2)$$

เมื่อ $\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t+m$

m แทนช่วงจำนวนเวลาที่ต้องการพยากรณ์ล่วงหน้า

a_t แทนค่าประมาณระยะตัดแกน ณ เวลา t ซึ่ง $a_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)a_{t-1}$

b_t แทนค่าประมาณความชันของแนวโน้ม ณ เวลา t ซึ่ง $b_t = \alpha(a_t + a_{t-1}) + (1-\alpha)b_{t-1}$

α แทนค่าคงที่สำหรับการปรับให้เรียบ ซึ่ง $0 < \alpha < 1$

สำหรับการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบการพยากรณ์ จะพิจารณาเหมือนกับวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์

2.3 วิธีบอซ-เจนกินส์^๗ เป็นวิธีที่ได้รับการนิยมนื่องจากใช้ผลการพยากรณ์ในระยะสั้นที่มีความแม่นยำ โดยกำหนดตัวแบบการพยากรณ์จากการตรวจสอบฟังก์ชันสหสัมพันธ์ตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) ของอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary time series) หรืออนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ตลอดเวลา หากพบว่าอนุกรมเวลา มีความเคลื่อนไหวแบบไม่คงที่ (Non-stationary

time series) จะต้องแปลงอนุกรมเวลานั้นให้เป็นอนุกรมเวลาที่คงที่ก่อนการกำหนดตัวแบบ หากอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ ควรแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างหรือผลต่างฤดูกาล (Difference or seasonal difference) หากอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่ ควรแปลงอนุกรมเวลาโดยใช้ลอการิทึมธรรมชาติ (Natural logarithm) หรือรากที่สอง (Square root) เป็นต้น การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีบอซ-เจนกินส์ มีขั้นตอนที่สำคัญ 4 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 กำหนดตัวแบบการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่มีการปรับให้เป็นอนุกรมเวลาที่คงที่ โดยมีตัวแบบทั่วไปของวิธีบอซ-เจนกินส์ คือ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average: SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s ดังสมการที่ (3) แต่ในกรณีที่อนุกรมเวลาได้รับอิทธิพลของแนวโน้มเพียงอย่างเดียว ตัวแบบจะลดรูปเป็น Autoregressive Integrated Moving Average: ARIMA(p,d,q)

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)\varepsilon_t \quad (3)$$

เมื่อ Y_t แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t

ε_t แทนอนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงปกติและเป็นอิสระต่อกันด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา

δ แทนค่าคงที่ ซึ่ง $\delta = \mu\phi_p(B)\Phi_P(B^S)$ โดยที่ μ แทนค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาแบบคงที่

$\phi_p(B)$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ p (Non-Seasonal Autoregressive Operator of Order p : AR(p)) ซึ่ง

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$\Phi_p(B^S)$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบมีฤดูกาลอันดับที่ P (Seasonal Autoregressive Operator of Order P : SAR(P)) ซึ่ง

$$\Phi_p(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_p B^{pS}$$

$\theta_q(B)$ แทนตัวแบบดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ q (Non-Seasonal Moving Average Operator of Order q : MA(q)) ซึ่ง

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$\Theta_Q(B^S)$ แทนตัวแบบดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาลอันดับที่ Q (Seasonal Moving Average Operator of Order Q : SMA(Q)) ซึ่ง

$$\Theta_Q(B^S) = 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}$$

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n โดยที่ n แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1

S แทนจำนวนฤดูกาล

d, D แทนลำดับที่ของการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล ตามลำดับ

B แทนตัวดำเนินการถอยหลัง (Backward operator) โดยที่ $B^S Y_t = Y_{t-S}$

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดค่าพารามิเตอร์จากการพิจารณากราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่คงที่ และประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

ขั้นตอนที่ 3 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบการพยากรณ์ที่กำหนด โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์หรือจากการทดสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของสถิติบ็อกซ์-จังก์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 เพื่อตรวจสอบความเป็นอิสระต่อกัน สำหรับการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ด้วยการทดสอบที (t-test) และความแปรปรวน

คงที่ด้วยการทดสอบของเลวีเนภายใต้การใช้อนุกรม (Levene's test based on median) ถ้าไม่ผ่านการตรวจสอบ จะต้องกลับไปดำเนินการตามขั้นตอนที่ 1 ใหม่อีกครั้ง เพื่อให้ได้ตัวแบบการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสม ในกรณีที่ตัวแบบการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมมากกว่าหนึ่งตัวแบบการพยากรณ์ สามารถพิจารณาจากเกณฑ์สารสนเทศของเบส์ที่มีค่าต่ำที่สุด

ขั้นตอนที่ 4 พยากรณ์อนุกรมเวลาล่วงหน้าด้วยตัวแบบการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมที่สุด

2.4 วิธีการพยากรณ์รวม¹⁰ เป็นการหาค่าพยากรณ์ใหม่โดยการหาตัวถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมกับวิธีการพยากรณ์เดี่ยวแต่ละวิธี แล้วนำค่าพยากรณ์เดี่ยวแต่ละวิธีที่ใช้ในการศึกษามารวมกันซึ่งมีตัวแบบการพยากรณ์ ดังสมการที่ (4)

$$\hat{Y}_t = \sum_{j=1}^m W_j \hat{Y}_{jt} \quad (4)$$

เมื่อ $\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์รวม ณ เวลา t

W_j แทนตัวถ่วงน้ำหนักของวิธีการพยากรณ์ที่ j ซึ่ง $W_j = \frac{1}{m}$

$\hat{Y}_{jt}$ แทนค่าพยากรณ์ของวิธีการพยากรณ์ที่ j ณ เวลา t

j แทนวิธีการพยากรณ์ ซึ่ง $j = 1, 2, \dots, m$

3. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองจะพิจารณาว่า แบบจำลองใดมีความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทยมากที่สุด ด้วยการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองทั้ง 4 วิธีที่นำมาศึกษากับค่าข้อมูลจริงของข้อมูลชุดที่ 2 ซึ่งก็คือ ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลรายเดือนในประเทศไทย ตั้งแต่

เดือนมกราคมถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 จำนวน 7 ค่า โดยพิจารณาค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย ดังสมการที่ (5) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ดังสมการที่ (6) ที่มีค่าต่ำที่สุด

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (e_t)^2}{n}} \quad (6)$$

เมื่อ e_t แทนความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา t ซึ่ง $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$

Y_t แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

ผลการวิจัย

1. ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

1.1 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์

จากการสร้างตัวแบบการพยากรณ์โดยใช้วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลท์ พบว่า BIC = -1.717 และค่าสถิติของบอกซ์และจุงไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag18 = 8.784, p-value = 0.922) แสดงว่าตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมกับข้อมูลชุดนี้

จากนั้นจึงตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปรกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 0.067, p-value = 0.200) ค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (t-test = 0.563, p-value = 0.547)

มีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 0.876, p-value = 0.568) และจาก Figure 2 พบว่า มีค่า ACF และ PACF อยู่ในขอบเขต

ความเชื่อมั่นร้อยละ 95 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีการเคลื่อนไหวแบบอิสระ ดังนั้นตัวแบบการพยากรณ์นี้มีความเหมาะสม จากสมการที่ (1) เมื่อแทนค่าพารามิเตอร์จะได้ตัวแบบการพยากรณ์ ดังสมการที่ (7)

$$\hat{Y}_{84+m} = 4.843 + 0.249(m) \quad (7)$$

เมื่อ $\hat{Y}_{84+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $84 + m$ โดยที่ $m = 1, 2, \dots, 7$ (เดือนมกราคมถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566) และ $\alpha = 0.868$, $\gamma = 0.000397$

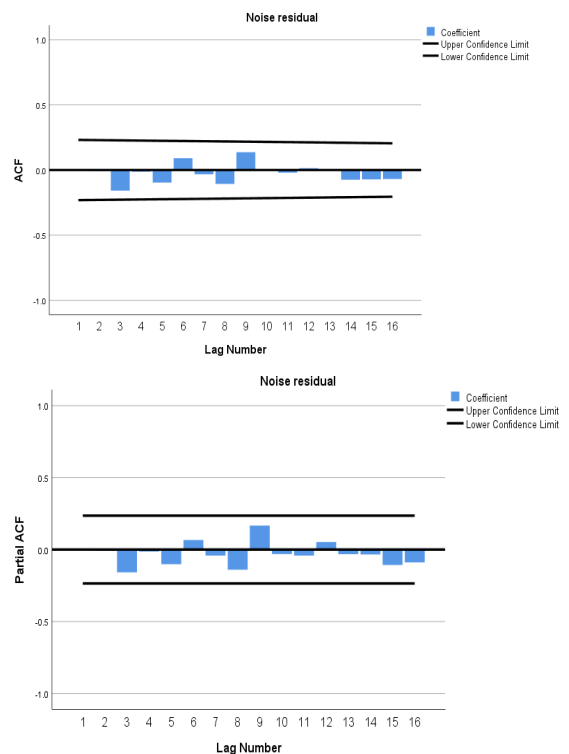


Figure 2. ACF and PACF graphs of the forecast error from Holt's exponential smoothing method

1.2 วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์

จากการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีของบราวน์ พบว่า BIC = 12.474 และค่าสถิติของ

บอกรีและจุง ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag14 = 16.789, p-value = 0.469) แสดงว่าตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมกับข้อมูลชุดนี้

จากนั้นจึงตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่าความ คลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 0.050, p-value = 0.200) ค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (t-test = 0.163, p-value = 0.871) มีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 1.108, p-value = 0.371) และจาก Figure 3 พบว่า มีค่า ACF และ PACF อยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีการเคลื่อนไหวแบบอิสระ ดังนั้นตัวแบบการพยากรณ์นี้มีความเหมาะสม จากสมการที่ (2) เมื่อแทนค่าพารามิเตอร์จะได้ตัวแบบการพยากรณ์ ดังสมการที่ (8)

$$\hat{Y}_{84+m} = 4.437 + 4.084[(m-1) + \frac{1}{0.449}] \quad (8)$$

เมื่อ $\hat{Y}_{84+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $84+m$ โดยที่ $m = 1, 2, \dots, 7$ (เดือนมกราคมถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566) และ $\alpha = 0.449$

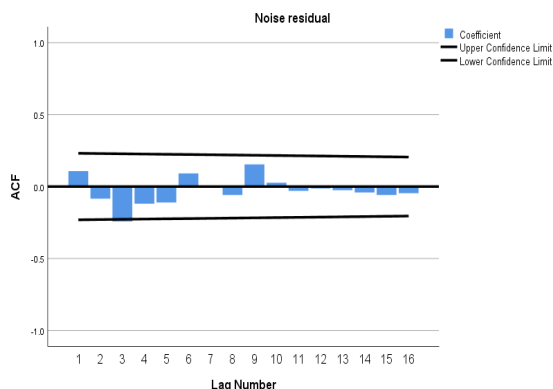


Figure 3. ACF and PACF graphs of the forecast error from Brown's exponential smoothing method

1.3 วิธีบอกรี-เจนกินส์

จากการสร้างตัวแบบการพยากรณ์โดยใช้วิธีบอกรี-เจนกินส์ เมื่อพิจารณากราฟ ACF และ PACF พบว่า อนุกรมเวลาของปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทยไม่คงที่ ยังมีส่วนประกอบของแนวโน้ม แต่ไม่มีส่วนประกอบของฤดูกาล ทำให้ค่าเฉลี่ยไม่คงที่ดัง Figure 4 ดังนั้น จึงต้องแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติและหาผลต่างครั้งที่ 2 ($d = 2$) เมื่ออนุกรมเวลาของปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทยมีลักษณะคงที่แล้ว ดัง Figure 5 จึงสามารถกำหนดตัวแบบการพยากรณ์ที่เป็นไปได้และประมาณค่าพารามิเตอร์ พร้อมทั้งตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบการพยากรณ์ ดัง Table 1

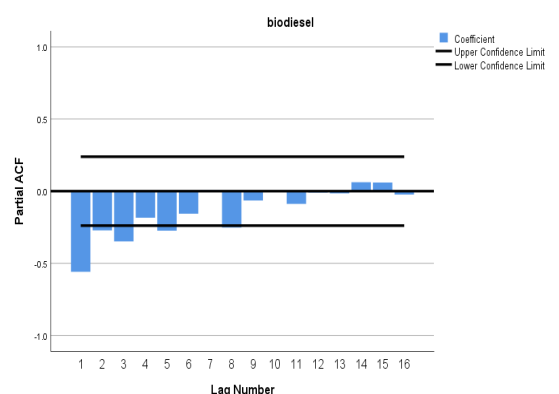
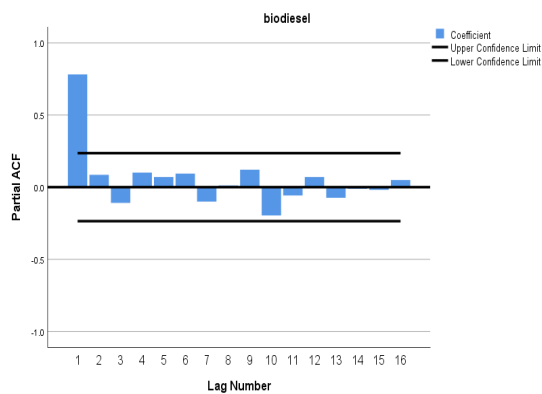
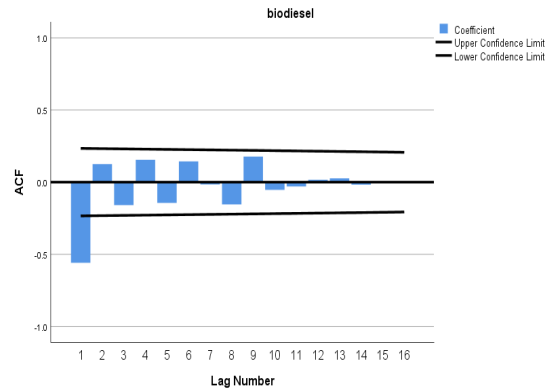
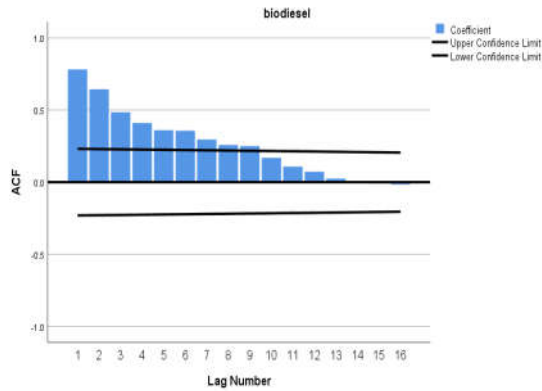


Figure 4. ACF and PACF graphs of the forecast error from Box-Jenkins method

Figure 5. ACF and PACF graphs of the forecast error from Box-Jenkins method by transformed data

Table 1. Parameters of the autoregressive operator of order 1 (ϕ_1), the moving average operator of order 1 (θ_1) and the checking the accuracy of the forecasting models from Box-Jenkins method

Model	Parameters				
		Ljung-Box Q (at lag	constant	ϕ_1	θ_1
ARIMA(p,d,q)	BIC	18)	(p-value)	(p-value)	(p-value)
		(p-value)			
ARIMA (1, 2, 1)	-1.476	7.198 (0.969)	-0.029 (0.030)	-0.117 (0.389)	0.999 (0.779)
ARIMA (1, 2, 0)	-1.121	22.333 (0.172)	-0.024 (0.272)	-0.562 (0.000)	-
ARIMA (1, 2, 0) without constant	-1.160	21.674 (0.198)	-	-0.558 (0.000)	-
ARIMA (0, 2, 1)*	-1.529	9.038 (0.939)	-0.029 (0.048)	-	0.982 (0.000)
ARIMA (0, 2, 1) without constant	-1.503	9.739 (0.914)	-	-	1.000 (0.970)

*Show the appropriate forecasting model

จากการสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์เพื่อการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ARIMA (0, 2, 1) ที่มีพจน์ค่าคงที่ พบว่า BIC = -1.529 และค่าสถิติของบ็อกซ์และจุง ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag18 = 9.038, p-value = 0.939) แสดงว่าตัวแบบที่ได้มีความเหมาะสมกับข้อมูลชุดนี้

จากนั้นจึงตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 0.075, p-value = 0.200) ค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (t-test = -0.377, p-value = 0.708)

มีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 0.825, p-value = 0.615) และจาก Figure 6 พบว่า มีค่า ACF และ PACF อยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีการเคลื่อนไหวแบบอิสระ ดังนั้นตัวแบบการพยากรณ์นี้มีความเหมาะสม จากสมการที่ (3) เมื่อแทนค่าพารามิเตอร์ จะได้ตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA (0, 2, 1) ที่มีพจน์ค่าคงที่ ดังสมการที่ (9)

$$\hat{Z}_t = -0.029 + 2Z_{t-1} - Z_{t-2} + e_t - 0.982e_{t-1} \quad (9)$$

เมื่อ $Z_t = \ln(Y_t)$

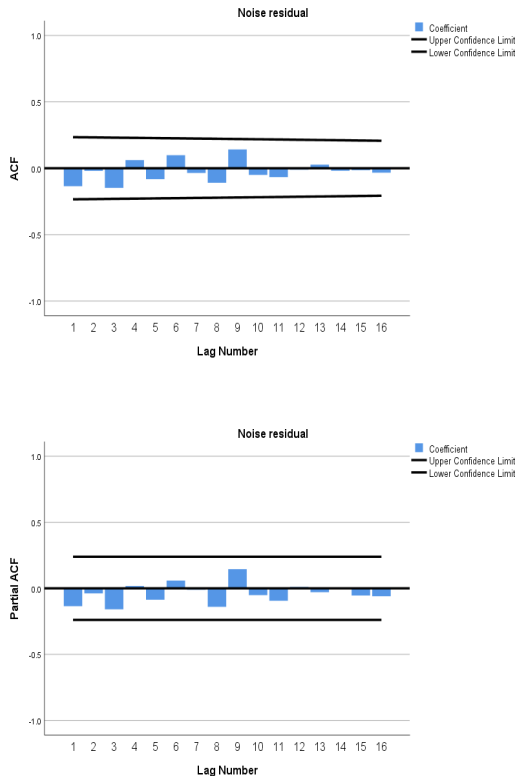


Figure 6. ACF and PACF graphs of the forecast error from Box-Jenkins method

1.4 วิธีการพยากรณ์ร่วม

จากการเปรียบเทียบค่า MAPE และ RMSE ระหว่างวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล ซึ่งมี 2 วิธี คือ วิธีของไฮลท์และวิธีของบราวน์ พบว่าวิธีของบราวน์มีความแม่นยำมากกว่าวิธีของไฮลท์ (วิธีของไฮลท์ให้ค่า MAPE = 369.898, RMSE = 2.561 และวิธีของบราวน์ให้ค่า MAPE = 338.999, RMSE = 2.471) ดังนั้น คณะผู้วิจัยจึงกำหนดให้วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์เป็นวิธีการพยากรณ์เดี่ยวที่ 1 และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นวิธีการพยากรณ์เดี่ยวที่ 2 เพื่อนำมาสร้างตัวแบบการพยากรณ์ในครั้งนี้ โดยใช้ข้อมูลค่าพยากรณ์

ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมีนาคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2565 จำนวน 70 ค่า (เนื่องจากการผลต่างของวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ทำให้ค่าพยากรณ์เดือนมกราคมและเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2560 หายไป 2 ค่า ส่งผลให้ค่าพยากรณ์ของวิธีพยากรณ์ร่วมหายไป 2 ค่าด้วย) จากการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ร่วม ระหว่างวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของ บราวน์และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ทำให้ได้ค่าพยากรณ์จำนวน 7 ค่า

จากนั้นจึงตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่าความ คลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 0.060, p-value = 0.200) ค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (t-test = -0.633, p-value = 0.529) มีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 0.970, p-value = 0.483) และจาก Figure 7 พบว่ามีค่า ACF และ PACF อยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีการเคลื่อนไหวแบบอิสระ ดังนั้น ตัวแบบการพยากรณ์นี้มีความเหมาะสมจากสมการที่ (4) เมื่อกำหนดค่าตัวถ่วงน้ำหนักด้วยวิธีค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเท่ากัน (Equal Weighted Average Method: EWAM) จะได้ตัวแบบการพยากรณ์ร่วม ดังสมการที่ (10)

$$\hat{Y}_t = 0.5\hat{Y}_{1t} + 0.5\hat{Y}_{2t} \quad (10)$$

เมื่อ $\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์ร่วม ณ เวลา t และ $\hat{Y}_{1t}$, $\hat{Y}_{2t}$ แทนค่าพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์เดี่ยว ณ เวลา t จากวิธีการปรับให้เรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์และวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ตามลำดับ

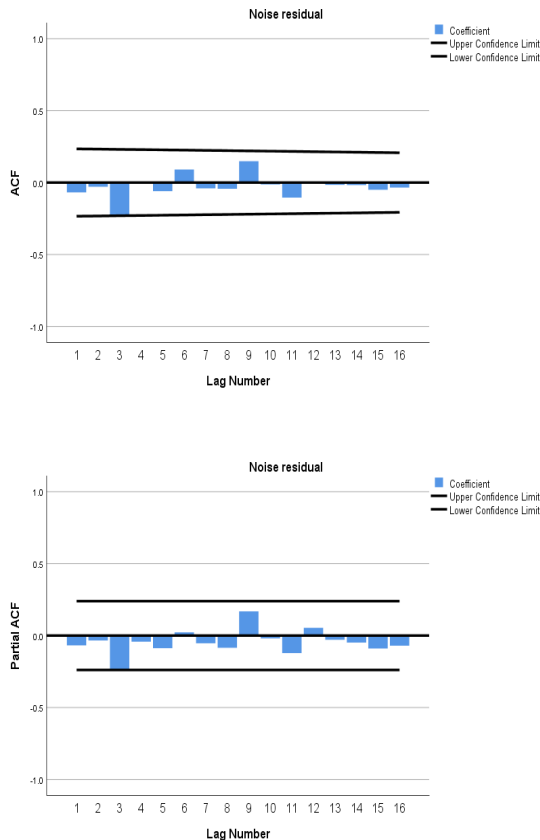


Figure 7. ACF and PACF graphs of the forecast error from combined forecasting method

2. ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

จากการเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์ระหว่างวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล คือ วิธีของไฮลท์และวิธีของบราวน์ พบว่า วิธีของบราวน์มีความแม่นยำมากกว่าวิธีของไฮลท์ ดังนั้นคณะผู้วิจัยจึงไม่นำวิธีการพยากรณ์ของไฮลท์มาพิจารณาอีก ทำให้วิธีการพยากรณ์ลดลงจาก 4 วิธี เหลือเพียง 3 วิธี ได้แก่ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีการพยากรณ์รวม

จากการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์จากวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ คือ ARIMA (0, 2, 1) ที่มีพจน์ค่าคงที่ ให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด และเมื่อพิจารณาค่า MAPE และ RMSE พบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ คือ ARIMA (0, 2, 1) ที่มีพจน์ค่าคงที่ (MAPE = 41.833, RMSE = 0.324) ให้ค่าน้อยที่สุด ดัง Table 2 และ Figure 8 แสดงว่าวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ คือ ARIMA (0, 2, 1) ที่มีพจน์ค่าคงที่ ให้ความแม่นยำมากที่สุดในการพยากรณ์ข้อมูลชุดนี้

Table 2. Comparison between actual values and forecast values of the quantity production of biodiesel in Thailand

Month	Actual values	Forecast values from methods		
		Brown	Box-Jenkins	Combined forecasting
January 2023	4.562	5.180	4.970	5.075
February 2023	5.058	5.580	4.990	5.285
March 2023	4.676	6.020	4.930	5.475
April 2023	4.247	6.520	4.810	5.665
May 2023	4.259	7.070	4.670	5.870
June 2023	4.538	7.700	4.520	6.110
July 2023	4.270	8.420	4.390	6.405
	MAPE	338.999	41.833 [*]	188.675
	RMSE	2.471	0.324 [*]	1.341

^{*}Show minimum value

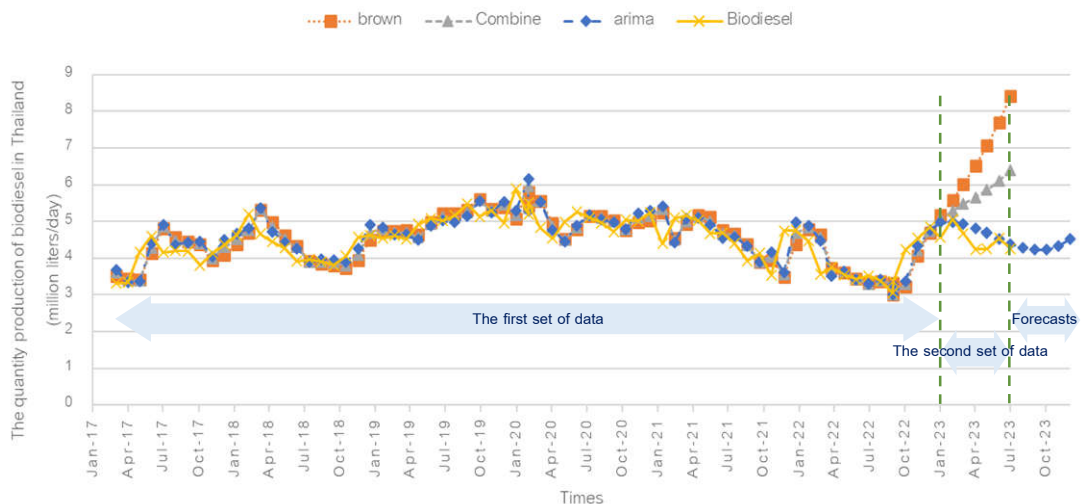


Figure 8. Comparison between actual values and forecast values of the quantity production of biodiesel in Thailand

อภิปรายผล

จากวัตถุประสงค์ของการวิจัยคือการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสม คือ ตัวแบบ ARIMA (0, 2, 1) ที่มีพจน์ค่าคงที่ ซึ่งเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่ได้จากวิธีของบอซ-เจนกินส์ โดยที่ลักษณะของข้อมูลที่น่าสนใจในครั้งนี้มีเปลี่ยนแปลงตามอิทธิพลของแนวโน้ม เช่นเดียวกับข้อมูลปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทยจากงานวิจัยของพิราวรรณ หนูเสน และคณะ ที่ทำการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทย⁴ และสอดคล้องกับการใช้แบบจำลอง ARIMA กับอุบัติเหตุการจราจรบนท้องถนนในประเทศไทย¹¹ แต่ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบการพยากรณ์มีความแตกต่างกัน ทั้งนี้อาจเป็นเพราะว่าข้อมูลที่น่าสนใจสร้างตัวแบบเป็นข้อมูลคนละช่วงเวลา แต่ให้ผลงานวิจัยแตกต่างจากงานวิจัยของวรางคณา เรียนสุทธิ ที่ทำการเปรียบเทียบการพยากรณ์ทิศทางลมที่รับความสูง 120 เมตร จังหวัดนครศรีธรรมราชที่พบว่าวิธีการทำให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของโฮลด์เป็นวิธีพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด¹² ทั้งนี้อาจเป็นเพราะว่าข้อมูลที่น่าสนใจใช้ในการสร้างตัวแบบเป็นข้อมูลคนละช่วงเวลา เมื่อพิจารณาปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 พบว่า แนวโน้มปริมาณการผลิตไบโอดีเซลมีการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อย โดยมีค่ามากที่สุดในเดือนกุมภาพันธ์ คือ 5.058 ล้านลิตรต่อวัน จากนั้นลดลงอย่างต่อเนื่อง

ในเดือนมีนาคมถึงเดือนพฤษภาคม และเพิ่มขึ้นเล็กน้อยในเดือนมิถุนายน จากนั้นลดลงอีกครั้งในเดือนกรกฎาคม ซึ่งจะเห็นได้ว่า ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลมีการเปลี่ยนแปลงตามระยะเวลา รวมถึงผลกระทบจากปัจจัยอื่น ๆ เช่น ปริมาณวัตถุดิบที่สำคัญในการผลิตไบโอดีเซล ได้แก่ น้ำมันปาล์ม ไขมันสัตว์ และน้ำมันพืชใช้แล้ว¹³ ค่าใช้จ่ายในการผลิตไบโอดีเซล ความต้องการใช้ไบโอดีเซล การเจริญเติบโตของภาคอุตสาหกรรมที่มีการใช้ไบโอดีเซล² เป็นต้น ดังนั้น สำหรับการวิจัยครั้งต่อไปจึงควรนำปัจจัยดังกล่าวมาศึกษาพร้อมด้วยโดยใช้การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Multiple regression analysis)¹⁴ เพื่อหาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมและใช้พยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลในอนาคตได้แม่นยำยิ่งขึ้น

สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับพยากรณ์ปริมาณการผลิตไบโอดีเซลประเภทเมทิลเอสเทอร์ของกรดไขมันรายเดือนในประเทศไทย โดยแบบจำลองที่น่าสนใจเปรียบเทียบมี 4 วิธี คือ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของโฮลด์ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์ วิธีบอซ-เจนกินส์ และวิธีการพยากรณ์ร่วม ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองวิธีบอซ-เจนกินส์ คือตัวแบบ ARIMA (0, 2, 1) มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด โดยให้ค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด (MAPE = 41.833, RMSE = 0.324) รองลงมาคือ แบบจำลองวิธีการพยากรณ์ร่วม (MAPE = 188.675, RMSE = 1.341) และวิธีการ

ทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลด้วยวิธีของบราวน์ (MAPE = 338.999, RMSE = 2.471) ตามลำดับตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอซ-เจนกินส์จึงเป็นตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุดในการนำไปใช้พยากรณ์ปริมาณการการผลิตไบโอดีเซลของประเทศไทย

เอกสารอ้างอิง

1. อ้อยใจ ทองเฉอ, วิฑูรย์ กุศลวิน, อุกฤษฏ์ สหพัฒนสมบัติ. รู้จักไบโอดีเซลใน 4 ชั่วโมง. ปทุมธานี: ศูนย์เทคโนโลยีโลหะและวัสดุแห่งชาติ; 2550.
2. นรินทร์ ต้นไพบูลย์. แนวโน้มธุรกิจ/อุตสาหกรรม ปี 2563-2565: อุตสาหกรรมไบโอดีเซล [อินเทอร์เน็ต]. 2563 [เข้าถึงเมื่อ 10 ก.ย. 2566]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.krungsri.com/th/research/industry/industry-outlook/energy-utilities/biodiesel/io/io-biodiesel-20>
3. อภิญา ขนุนทอง. แนวโน้มธุรกิจ/อุตสาหกรรม ปี 2564-2566: อุตสาหกรรมไบโอดีเซล [อินเทอร์เน็ต]. 2564 [เข้าถึงเมื่อ 10 ก.ย. 2566]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.krungsri.com/th/research/industry/industry-outlook/energy-utilities/biodiesel/io/io-biodiesel-21>
4. พิรารวรรณ หนูเสน, ประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์, ธิดาพร ศุภภากร. การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทย. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ 2558;23:377-84.
5. กรมธุรกิจพลังงาน กระทรวงพลังงาน. ปริมาณการผลิตน้ำมันไบโอดีเซลประเภทเมทิลเอสเทอร์ของกรดไขมัน [อินเทอร์เน็ต]. 2562 [เข้าถึงเมื่อ 10 ก.ย. 2566]. เข้าถึงได้จาก: https://www.doeb.go.th/info/data/datadistribution/biodieselB100_Manufac.pdf
6. กรมธุรกิจพลังงาน กระทรวงพลังงาน. การผลิตไบโอดีเซล เปรียบเทียบ 5 ปีย้อนหลังจนถึงปัจจุบัน [อินเทอร์เน็ต]. 2566 [เข้าถึงเมื่อ 10 ก.ย. 2566]. เข้าถึงได้จาก: https://data.doeb.go.th/no/dataset/product_ion_b100_5years_current/resource/d0a4cad6-8ed9-4532-8352-e29551d204b2
7. ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์. เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ: การวิเคราะห์อนุกรมเวลา. นครปฐม: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยมหิดล; 2556.
8. มุกดา แม้นมิตร. อนุกรมเวลาและการพยากรณ์. กรุงเทพฯ: โฟร์พรีนติง; 2549.
9. สมเกียรติ เกตุเอี่ยม. เทคนิคการพยากรณ์. สงขลา: มหาวิทยาลัยทักษิณ; 2548.
10. Huang H, Lee TH. To combine forecasts or to combine information? Econom Rev 2010;29:534-70.
11. Avuglah RK, Adu-Poku KA, Harris E. Application of ARIMA models to road traffic accident cases in Ghana. Int J Stat Appl 2014;4:233-9.
12. วรางคณา เรียงสุทธิ. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ทิศทางลมที่ระดับความสูง 120 เมตร จังหวัดนครศรีธรรมราช. วารสารหน่วยวิจัยวิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี และสิ่งแวดล้อมเพื่อการเรียนรู้ 2563;11:40-52.



13. ภิรมย์ สุวรรณสม, ทองสุข พละมา, ปันดดา แทนสุโพธิ์. การผลิตไบโอดีเซลจากน้ำมันที่ใช้แล้ว โดยใช้เถ้าแกลบเป็นตัวเร่งปฏิกิริยาและหาสภาวะที่เหมาะสม โดยวิธีพื้นผิวตอบสนอง. มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม; 2561.

14. Johnson RA, Bhattacharyya GK. Statistics Principles and Methods. 6th ed. Chichester: John Wiley; 2011.