

ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง Forecasting Model for the Export Volumes of Cassava

วรารัณ กิระติวิบูลย์^{1*}

Warangkha Keerativibool^{1*}

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้คือ การสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง โดยใช้ข้อมูลจากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม ตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 133 ค่า ซึ่งข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมิถุนายน 2557 จำนวน 126 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ และวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา ข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2557 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 7 ค่า นำมาใช้ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย และเกณฑ์รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยที่ต่ำที่สุด ผลการศึกษาพบว่า จากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษา วิธีที่มีความแม่นยำมากที่สุด คือ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ

คำสำคัญ: แป้งมันสำปะหลัง วิธีบอกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลัง วิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

¹ ผศ.ดร., สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ พัทลุง 93210

* Corresponding author: e-mail: warang27@gmail.com Tel./Fax.: 074-609600 ext. 2573

Abstract

The objective of this study was to construct the appropriate forecasting model for the export volumes of cassava. The data gathered from the website of the Office of Industrial Economics during January, 2004 to January, 2015 of 133 values were used and divided into 2 sets. The first set had 126 values from January, 2004 to June, 2014 for constructing the forecasting models by Box-Jenkins method, Winters' multiplicative exponential smoothing method, and decomposition method. The second set had 7 values from July, 2014 to January, 2015 for comparing accuracy of the forecasts via the criteria of the lowest mean absolute percentage error and root mean squared error. Research findings indicated that for all forecasting methods that had been studied, the most accurate method was Winters' multiplicative exponential smoothing method.

Keywords: Cassava, Box-Jenkins Method, Exponential Smoothing Method, Decomposition Method, Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Root Mean Squared Error (RMSE)

บทนำ

ประเทศไทยสามารถผลิตมันสำปะหลังได้ประมาณปีละ 26-27 ล้านตัน แต่มีความต้องการใช้ภายในประเทศเพียงปีละไม่เกิน 10 ล้านตัน มันสำปะหลังส่วนเกินจึงสามารถส่งออกและนำรายได้เข้าประเทศเป็นจำนวนมาก [1] แป้งมันสำปะหลังเป็นผลิตภัณฑ์หนึ่งที่ทำให้เกิดการปลูกมันสำปะหลังเป็นการค้าขึ้นในประเทศไทย ซึ่งปัจจุบันไทยสามารถผลิตแป้งมันสำปะหลังได้ประมาณ 2 ล้านตันต่อปี [2] ดังนั้นการส่งออกของแป้งมันสำปะหลังจึงมีความสำคัญต่อการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ ด้วยเหตุผลดังกล่าว การศึกษาแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลของปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลังของไทย โดยการวิเคราะห์ความเคลื่อนไหว และการพยากรณ์ค่าในอนาคตจะทำให้ทราบถึงสถานการณ์ รวมทั้งแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล เพื่อใช้ในการวางแผนการผลิตให้สอดคล้องกับสถานการณ์หรือภาวะปัจจุบันของตลาด ซึ่งจะส่งผลดีต่อการตัดสินใจ การบริหารจัดการด้านความเสี่ยงต่างๆ ช่วยในการประเมินการคาดการณ์ปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลังล่วงหน้า โดยข้อมูลที่ได้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ส่งออก และบุคคลที่มีส่วนเกี่ยวข้องในการวางแผน กำหนดนโยบาย หรือกำหนดแนวทางการส่งเสริมแก้ไขปัญหา และจัดอุปสรรคที่อาจเกิดขึ้นกับการส่งออกในอนาคต อีกทั้งยังเป็นประโยชน์ต่อรัฐบาลในการวางนโยบายเชิงกลยุทธ์ทางการค้าในอนาคตต่อไป

อุปกรณ์และวิธีการ

การวิจัยครั้งนี้ดำเนินการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยใช้อนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง (ต้น) จากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม [3] ตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 133 ค่า

ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมิถุนายน 2557 จำนวน 126 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ และวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา เนื่องจากได้พิจารณาจากค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) ของข้อมูลชุดที่ 1 แล้วพบว่า วิธีการเหล่านี้เป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากกว่าวิธีการพยากรณ์อื่นๆ ซึ่งวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ผู้วิจัยได้สร้างตัวแบบพยากรณ์โดยใช้โปรแกรม SPSS รุ่น 17 ในขณะที่วิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา ผู้วิจัยได้สร้างตัวแบบพยากรณ์โดยใช้โปรแกรม Minitab รุ่น 16 เนื่องจากข้อจำกัดของโปรแกรม SPSS ที่คำสั่งของวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาเป็นเพียงการแยกแต่ละส่วนประกอบของอนุกรมเวลาออกจากกันเท่านั้น ไม่สามารถสร้างตัวแบบพยากรณ์ได้ ข้อมูลชุดที่ 2 คือ ข้อมูลตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2557 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 7 ค่า สำหรับการเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์โดยใช้เกณฑ์ MAPE และ RMSE ที่ต่ำที่สุด

สัญลักษณ์ที่ใช้ในการวิจัย แสดงดังนี้

Y_t และ $\hat{Y}_t$ แทนอนุกรมเวลา และค่าพยากรณ์ ณ เวลา t ตามลำดับ

ε_t แทนอนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงปกติและเป็นอิสระกัน ด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1

s แทนจำนวนคาบของฤดูกาล

1. การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method)

การกำหนดตัวแบบของวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ทำได้โดยการตรวจสอบคุณสมบัติฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) ของอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary) หรืออนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่ [4] กรณีที่อนุกรมเวลาไม่คงที่ (Non-Stationary) ต้องแปลงอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนที่จะกำหนดตัวแบบ [5] ตัวแบบทั่วไปของวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ คือ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average: SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s แสดงดังสมการที่ (1) [5-6] ขั้นตอนการสร้างตัวแบบพยากรณ์แสดงรายละเอียดใน [7] และโปรแกรม SPSS จะประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบด้วยวิธีความควรจะเป็นสูงสุด (Maximum Likelihood Method) [8]

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_q(B^s)\varepsilon_t \quad (1)$$

เมื่อ $\delta = \mu\phi_p(B)\Phi_p(B^s)$ แทนค่าคงที่ โดยที่ μ แทนค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาที่คงที่

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ p
 (Non-Seasonal Autoregressive Operator of Order p : AR(p))

$\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{ps}$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบมีฤดูกาลอันดับที่ P
 (Seasonal Autoregressive Operator of Order P : SAR(P))

$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ q
 (Non-Seasonal Moving Average Operator of Order q : MA(q))

$\Theta_q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_q B^{qs}$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาลอันดับที่ Q
 (Seasonal Moving Average Operator of Order Q : SMA(Q))

d และ D แทนลำดับที่ของการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลของอนุกรมเวลา ตามลำดับ

B แทนตัวดำเนินการถอยหลัง (Backward Operator) โดยที่ $B^s Y_t = Y_{t-s}$

2. การพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ (Winters' Multiplicative Exponential Smoothing Method)

การพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบ (Smoothing Method) คือ การพยากรณ์โดยใช้ค่าสังเกตจากอดีตส่วนหนึ่งหรือทั้งหมดในการสร้างสมการพยากรณ์ ซึ่งน้ำหนักที่ให้กับค่าสังเกตแต่ละค่าจะแตกต่างกัน เหตุผลสำคัญที่มีการใช้วิธีการปรับเรียบ เนื่องจากอนุกรมเวลาอาจเกิดความผันแปรจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ ทำให้ไม่เห็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาอื่นๆ ซึ่งวิธีการปรับเรียบจะช่วยลดอิทธิพลของความผันแปรดังกล่าวได้ ดังนั้นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแต่ละส่วนจึงปรากฏชัดเจนขึ้น ทำให้สามารถพยากรณ์ค่าของอนุกรมเวลาในอนาคตได้ สำหรับวิธีการปรับเรียบนั้นมีวิธีการหลายวิธี และการใช้งานจะขึ้นอยู่กับลักษณะของอนุกรมเวลา [9] ซึ่งวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ แบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก (Winters' Additive Exponential Smoothing) และการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ (Winters' Multiplicative Exponential Smoothing) [10] สำหรับการวิจัยครั้งนี้ได้ใช้วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ เนื่องจากอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกน้ำมันสำหรับหลังของข้อมูลชุดที่ 1 ในช่วงเดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมิถุนายน 2557 มีความผันแปรตามฤดูกาลเพิ่มขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป (แสดงรายละเอียดในภาพที่ 1) ตัวแบบและตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (2) [11]

$$\text{ตัวแบบ: } Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t \varepsilon_t \quad \text{ตัวแบบพยากรณ์: } \hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t m) \hat{S}_t \quad (2)$$

เมื่อ β_0 , β_1 และ S_t แทนพารามิเตอร์ของตัวแบบแสดงระยะตัดแกน ความชันของแนวโน้ม และความผันแปรตามฤดูกาล ตามลำดับ

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

a_t , b_t และ $\hat{S}_t$ แทนค่าประมาณ ณ เวลา t ของพารามิเตอร์ β_0 , β_1 และ S_t ตามลำดับ

$$\text{โดยที่ } a_t = \alpha \frac{Y_t}{\hat{S}_{t-s}} + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1}), \quad b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}, \quad \hat{S}_t = \delta \frac{Y_t}{a_t} + (1-\delta)\hat{S}_{t-s}$$

α , γ และ δ แทนค่าคงที่การปรับเรียบ โดยที่ $0 < \alpha < 1$, $0 < \gamma < 1$ และ $0 < \delta < 1$

3. การพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา (Decomposition Method)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบแยกส่วนเป็นวิธีการวิเคราะห์ที่เน้นการแยกแต่ละส่วนประกอบของอนุกรมเวลาออกจากกัน ซึ่งแต่ละส่วนประกอบที่แยกออกมาทำให้ทราบถึงลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา และสามารถนำไปสร้างตัวแบบพยากรณ์ต่อไปได้ [4] โดยส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์ระยะสั้น คือ แนวโน้ม (Trend) และความผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal) สำหรับความผันแปรตามวัฏจักร (Cyclical) และความผันแปรเนื่องจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular) จะไม่นิยมนำมาพิจารณา เนื่องจากไม่สามารถคาดการณ์ได้ว่าจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาใด ตัวแบบพยากรณ์อาจอยู่ในรูปแบบบวกหรือรูปแบบคูณขึ้นอยู่กับลักษณะการกระจายของอนุกรมเวลา เช่นเดียวกับวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ สำหรับการวิจัยครั้งนี้ได้ใช้ตัวแบบพยากรณ์ในรูปแบบคูณด้วยเหตุผลเดียวกับที่ได้กล่าวไปแล้วในหัวข้อการพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ตัวแบบและตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (3) [11]

$$\text{ตัวแบบ: } Y_t = T_t S_t \varepsilon_t \quad \text{ตัวแบบพยากรณ์: } \hat{Y}_t = \hat{T}_t \hat{S}_t \quad (3)$$

เมื่อ T_t และ S_t แทนพารามิเตอร์ของตัวแบบแสดงส่วนประกอบของแนวโน้ม และความผันแปรตามฤดูกาลตามลำดับ

$\hat{T}_t$ และ $\hat{S}_t$ แทนค่าประมาณ ณ เวลา t ของพารามิเตอร์ T_t และ S_t ตามลำดับ

เมื่อได้ตัวแบบจากทั้ง 3 วิธีการพยากรณ์แล้ว จะดำเนินการตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ คือ ความคลาดเคลื่อนต้องมีการแจกแจงปกติ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบโคลโมโกรอฟ-สมิธโนฟ (Kolmogorov-Smirnov's Test) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน ตรวจสอบโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อน หรือกราฟของความคลาดเคลื่อนเทียบกับเวลา มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที (t-Test) และมีความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบของเลวินภายใต้การใช้ค่ามัธยฐาน (Levene's Test based on Median)

4. การเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์

การวิจัยครั้งนี้ได้คัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกน้ำมันสำหรับ
 โดยการเปรียบเทียบค่า MAPE และ RMSE จากวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบ
 ด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ และวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา ตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า
 MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด จัดเป็นตัวแบบที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์
 ที่มีความแตกต่างกับข้อมูลจริงน้อยที่สุด เกณฑ์ MAPE และ RMSE [11] แสดงดังนี้

$$MAPE = \frac{100}{n_2} \sum_{t=1}^{n_2} \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \quad \text{และ} \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_2} \sum_{t=1}^{n_2} e_t^2} \quad (4)$$

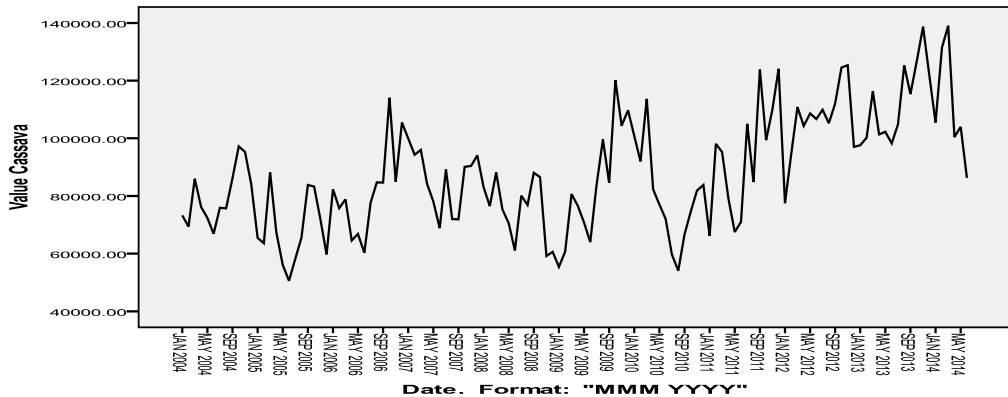
เมื่อ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ แทนความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา t

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_2 โดยที่ n_2 แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 2

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

1. ผลการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

จากการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกน้ำมันสำหรับ ตั้งแต่
 เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมิถุนายน 2557 จำนวน 126 ค่า ดังภาพที่ 1 พบว่า อนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น
 และมีความผันแปรตามฤดูกาลไม่คงที่ กล่าวคือ ความผันแปรตามฤดูกาลมีค่าเพิ่มขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป
 ดังนั้นผู้วิจัยจึงแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 ($d = 1$) ได้กราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่แปลง
 ข้อมูลแล้ว แสดงดังภาพที่ 2 ซึ่งพบว่า อนุกรมเวลามีลักษณะคงที่ จึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์เริ่มต้น คือ ตัวแบบ
 SARIMA(1, 1, 1)(1, 0, 2)₁₂ เมื่อทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ จะได้ตัวแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุด มีพารามิเตอร์ทุกตัว
 ที่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 คือ ตัวแบบ SARIMA(0, 1, 1)(1, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงที่ มีค่า BIC [12] เท่ากับ 18.978
 และมีค่าสถิติ Ljung-Box Q [11] ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag 18 = 17.701, p-value = 0.279)
 เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ
 (Kolmogorov-Smirnov Z [13] = 0.577, p-value = 0.894) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (แสดงรายละเอียดในภาพที่ 3
 ซึ่งพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของความคลาดเคลื่อนตก
 อยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ($t = 0.293$, p-value = 0.770) และมีความแปรปรวน
 คงที่ทุกช่วงเวลา (Levene Statistic [14] = 0.795, p-value = 0.645) ดังนั้นตัวแบบ SARIMA(0, 1, 1)(1, 0, 1)₁₂
 ไม่มีพจน์ค่าคงที่ มีความเหมาะสม



ภาพที่ 1 ลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง
ตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมิถุนายน 2557

จากสมการที่ (1) สามารถเขียนเป็นตัวแบบ SARIMA $(0, 1, 1)(1, 0, 1)_{12}$ ไม่มีพจน์ค่าคงที่ ได้ดังนี้

$$(1 - \Phi_1 B^{12})(1 - B)Y_t = (1 - \Theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^{12})\varepsilon_t$$

$$(1 - B - \Phi_1 B^{12} + \Phi_1 B^{13})Y_t = (1 - \Theta_1 B - \Theta_1 B + \Theta_1 B^{13})\varepsilon_t$$

$$Y_t = Y_{t-1} + \Phi_1 Y_{t-12} - \Phi_1 Y_{t-13} + \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-1} - \Theta_1 \varepsilon_{t-12} + \Theta_1 \varepsilon_{t-13}$$

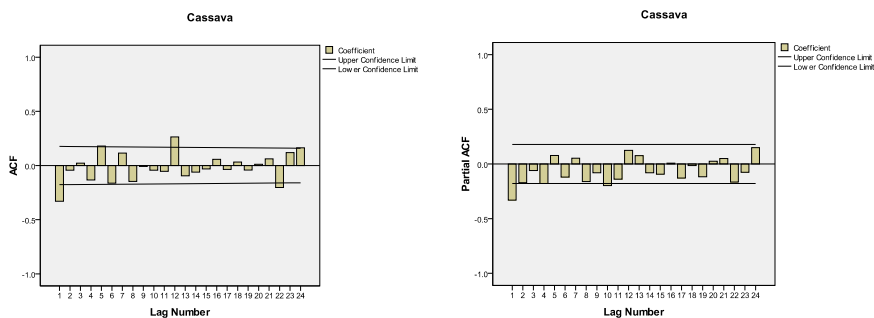
จากการแทนค่าประมาณพารามิเตอร์ จะได้ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + 0.99796 Y_{t-12} - 0.99796 Y_{t-13} - 0.50041 \varepsilon_{t-1} - 0.95488 \varepsilon_{t-12} + 0.47783 \varepsilon_{t-13} \quad (5)$$

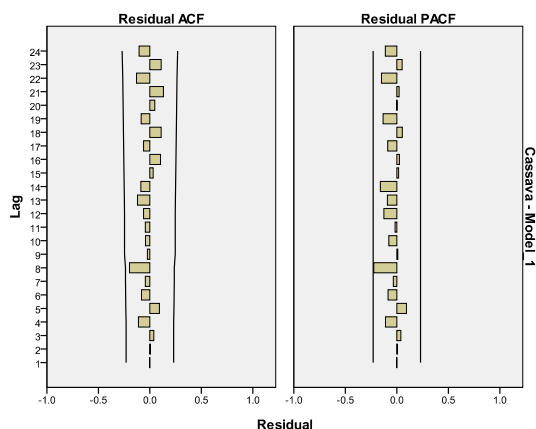
เมื่อ $\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

Y_{t-j} แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t - j

ε_{t-j} แทนความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา t - j



ภาพที่ 2 กราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง
เมื่อแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1



ภาพที่ 3 กราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ โดยวิธีบอกซ์-เจนกินส์
ที่มีตัวแบบ SARIMA (0, 1, 1) (1, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงที่

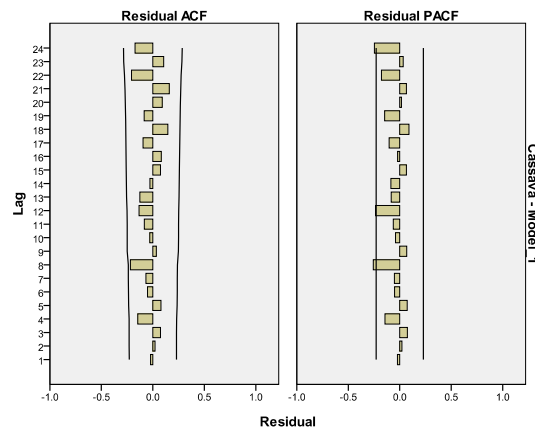
2. ผลการพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ

จากการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ พบว่า BIC [12] มีค่าเท่ากับ 18.815 และมีค่าสถิติ Ljung-Box Q [11] ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag 18 = 24.451, p-value = 0.058) เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z [13] = 0.699, p-value = 0.712) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (แสดงรายละเอียดในภาพที่ 4 ซึ่งพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของความคลาดเคลื่อนตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ($t = -0.215$, p-value = 0.830) และมีความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา (Levene Statistic [14] = 0.942, p-value = 0.504) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสม ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = (111,738.8854 + 330.8285m)\hat{S}_t \quad (6)$$

เมื่อ $\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t + m$ โดยที่ $m = 1$ ถึง 7 (เดือนกรกฎาคม 2557 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 7 ค่า)
 $\hat{S}_t$ แทนค่าดัชนีฤดูกาล รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 1 ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า ปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลังของเดือนมีนาคม และกันยายนถึงธันวาคมของทุกปี มีค่ามากกว่าเดือนอื่น ๆ เนื่องจากมีค่าดัชนีฤดูกาลมากกว่า 1

α , γ และ δ มีค่าเท่ากับ 0.45888, 0.00003 และ 0.17517 ตามลำดับ



ภาพที่ 4 กราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์
โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ

ตารางที่ 1 ดัชนีฤดูกาลของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง จากวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ

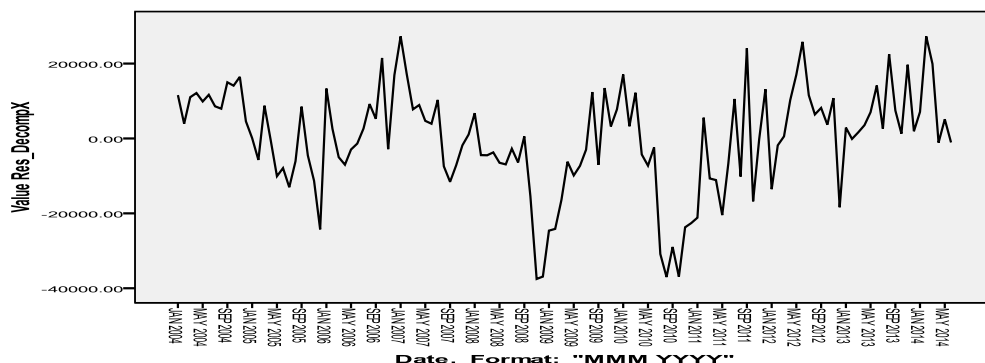
เดือน	ดัชนีฤดูกาล	เดือน	ดัชนีฤดูกาล	เดือน	ดัชนีฤดูกาล
มกราคม	0.93828	พฤษภาคม	0.88794	กันยายน	1.03297
กุมภาพันธ์	0.99092	มิถุนายน	0.80964	ตุลาคม	1.15691
มีนาคม	1.12194	กรกฎาคม	0.94753	พฤศจิกายน	1.08161
เมษายน	0.93515	สิงหาคม	0.94162	ธันวาคม	1.04551

3. ผลการพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา

จากการตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z [13] = 0.949, p-value = 0.329) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (แสดงรายละเอียดในภาพที่ 5) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ($t = -0.112$, p-value = 0.911) และมีความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา (Levene Statistic [14] = 0.856, p-value = 0.586) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสม ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Y}_t = (67,083.4805 + 333.6212t)\hat{S}_t \quad (7)$$

เมื่อ $\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t โดยที่ $t = 127$ ถึง 133 (เดือนกรกฎาคม 2557 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 7 ค่า)
 $\hat{S}_t$ แทนค่าดัชนีฤดูกาล รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 2 ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า ปริมาณการส่งออกน้ำมัน
 สำหรับเดือนมีนาคม และกันยายนถึงธันวาคมของทุกปี มีค่ามากกว่าเดือนอื่น ๆ เนื่องจากมีค่าดัชนีฤดูกาลมากกว่า 1



ภาพที่ 5 กราฟความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ โดยวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา

ตารางที่ 2 ดัชนีฤดูกาลของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกน้ำมันสำหรับ จากวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา

เดือน	ดัชนีฤดูกาล	เดือน	ดัชนีฤดูกาล	เดือน	ดัชนีฤดูกาล
มกราคม	0.91524	พฤษภาคม	0.90895	กันยายน	1.01665
กุมภาพันธ์	0.96660	มิถุนายน	0.80004	ตุลาคม	1.18015
มีนาคม	1.10159	กรกฎาคม	0.96944	พฤศจิกายน	1.11443
เมษายน	0.93633	สิงหาคม	0.97134	ธันวาคม	1.11921

4. ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์

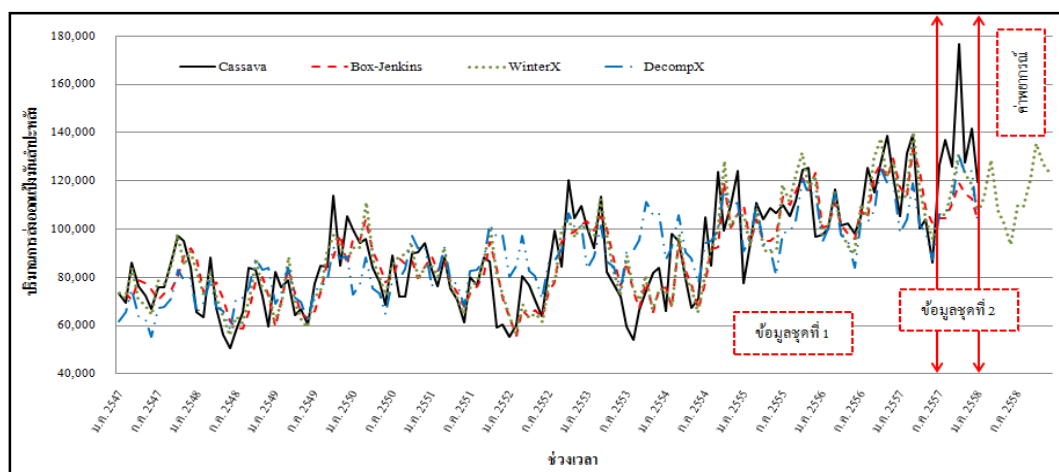
จากการใช้ตัวแบบพยากรณ์ของวิธีบอกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ และวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา ในสมการที่ (5) ถึง (7) ตามลำดับ สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 คือ ปริมาณการส่งออกน้ำมันสำหรับ ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2557 ถึงเดือนมกราคม 2558 ได้ค่า MAPE และ RMSE แสดงดังตารางที่ 3 และภาพที่ 6 ซึ่งพบว่า วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณเป็นวิธีที่มีความแม่นยำมากที่สุด เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างกับข้อมูลจริงน้อยที่สุด หรือมีค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด

สรุปผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ได้นำเสนอวิธีการสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง โดยใช้ข้อมูลจากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม ตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 133 ค่า ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม 2547 ถึงเดือนมิถุนายน 2557 จำนวน 126 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบอซซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ และวิธีการแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา ชุดที่ 2 คือข้อมูลตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2557 ถึงเดือนมกราคม 2558 จำนวน 7 ค่า สำหรับการเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ MAPE และ RMSE ที่ต่ำที่สุด พบว่า วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณเป็นวิธีที่มีความแม่นยำมากที่สุด อย่างไรก็ตาม ปริมาณการส่งออกมีการเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ เพราะนโยบายการค้าระหว่างประเทศภาวะเศรษฐกิจ และปัจจัยที่เกี่ยวกับการค้าระหว่างประเทศ [15] ดังนั้นเมื่อมีปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลังที่เป็นปัจจุบันมากขึ้น ผู้วิจัยควรนำมาปรับปรุงตัวแบบ เพื่อให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ค่าในอนาคตต่อไป

ตารางที่ 3 ค่าจริงและค่าพยากรณ์ของปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2557 ถึงเดือนมกราคม 2558

ช่วงเวลา	ปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง	ปริมาณการส่งออกแป้งมันสำปะหลัง จากการพยากรณ์โดยวิธี		
		บอซซ์-เจนกินส์	วินเทอร์	แยกส่วนประกอบ
ก.ค. 2557	126,936.78	104,609.27	106,189.86	106,108.95
ส.ค. 2557	136,818.52	104,619.38	105,838.88	106,640.98
ก.ย. 2557	125,915.08	110,688.70	116,448.27	111,954.65
ต.ค. 2557	176,616.48	118,910.74	130,802.78	130,352.16
พ.ย. 2557	127,482.48	114,603.42	122,647.08	123,465.60
ธ.ค. 2557	141,515.15	112,656.28	118,899.25	124,368.51
ม.ค. 2558	119,517.82	103,711.80	107,015.34	102,008.22
MAPE		18.5156	<u>14.6686</u>	15.0949
RMSE		30,108.45	<u>24,697.77</u>	24,774.68



ภาพที่ 6 การเปรียบเทียบอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกน้ำมันสำปะหลัง และค่าพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี

เอกสารอ้างอิง

- [1] ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน. (2558). ยุทธศาสตร์มันสำปะหลังไทย ภายใต้กรอบ AEC ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน. สืบค้นเมื่อ 10 มีนาคม 2558, จาก <http://www.thai-aec.com/71>.
- [2] หน่วยปฏิบัติการเทคโนโลยีแปรรูปมันสำปะหลังและแป้ง สถาบันค้นคว้าและพัฒนาผลิผลทางการเกษตรและอุตสาหกรรมเกษตร มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. (ม.ป.ป.). การแปรรูปและการใช้ประโยชน์มันสำปะหลัง. สืบค้นเมื่อ 10 มีนาคม 2558, จาก <http://www.thailandtapiocastarch.net/download/download-th-17.pdf>.
- [3] สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม. (2558). สถิติการส่งออกน้ำมันสำปะหลังรายเดือน. สืบค้นเมื่อ 10 มีนาคม 2558, จาก <http://www.oie.go.th/academic/statistics>.
- [4] ทรงศิริ แต้สมบัติ. (2549). การพยากรณ์เชิงปริมาณ. กรุงเทพฯ : มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- [5] Bowerman, B.L. and O'Connell, R.T. (1993). *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*. 3rd ed. California: Duxbury Press.
- [6] Box, G.E.P., Jenkins, G.M. and Reinsel, G.C. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall.
- [7] วารางคณา กิริติวิบูลย์. (2557). “การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาไข่ไก่ด้วยวิธีบอกซ์-เจนกินส์และวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์”, *วารสารมหาวิทยาลัยทักษิณ*. 17(2), 35-43.
- [8] IBM Corporation. (2015). *IBM SPSS Statistics Information Center*. Retrieved 18 May 2015, from http://www01.ibm.com/support/knowledgecenter/SSLVMB_20.0.0/com.ibm.spss.statistics.help/alg_arima_diagnostics.htm?lang=en

- [9] วารางคณา กิรติวิบูลย์. (2557). “การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางคอมปาวด์”, **วารสารวิทยาศาสตร์ มศว.** 30(2), 41-56.
- [10] วารางคณา กิรติวิบูลย์. (2556). “ตัวแบบพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาท่องเที่ยวในประเทศไทย”, **วารสารวิทยาศาสตร์ มศว.** 29(2), 9-26.
- [11] สมเกียรติ เกตุเอี่ยม. (2548). **เทคนิคการพยากรณ์** (พิมพ์ครั้งที่ 2). สงขลา : มหาวิทยาลัยทักษิณ.
- [12] Schwarz, G. (1978). “Estimating the Dimension of a Model”, **The Annals of Statistics.** 6(2), 461-464.
- [13] IBM Corporation. (2015). **IBM SPSS Statistics Information Center.** Retrieved 18 May 2015, from http://www01.ibm.com/support/knowledgecenter/SSLVMB_20.0.0/com.ibm.spss.statistics.help/alg_npar_tests_kolmogorov.htm?lang=en.
- [14] IBM Corporation. (2015). **IBM SPSS Statistics Information Center.** Retrieved 18 May 2015, from http://www01.ibm.com/support/knowledgecenter/SSLVMB_20.0.0/com.ibm.spss.statistics.help/alg_oneway_homogeneity.htm?lang=en.
- [15] ยิ่งยง แสนเดช นิดา ชาญบรียง และประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์. (2554). “การศึกษาตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งสดแช่แข็ง”, **วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี).** 3(ฉบับพิเศษที่ 2), 32-44.