

ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับประรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งของประเทศไทย

A Model for Forecasting the Export Quantity of Fresh or Frozen Pineapples in Thailand

ดร.วรางคณา เรียนสุทธิ์ (Dr.Warangkhana Riansut)^{1*}

(Received: October 31, 2021; Revised: November 26, 2021; Accepted: December 1, 2021)

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับประรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งของประเทศไทยด้วยวิธีการทางสถิติ โดยใช้ข้อมูลค่าเฉลี่ยรายเดือนจากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนสิงหาคม 2564 จำนวน 128 เดือน ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนธันวาคม 2563 จำนวน 120 เดือน สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติทั้งหมด 7 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนสิงหาคม 2564 จำนวน 8 เดือน นำมาใช้ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยที่ต่ำที่สุด ผลการศึกษพบว่า วิธีที่มีความแม่นยำมากที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

ABSTRACT

The objective of this study is to construct the appropriate forecasting model for the export quantity of fresh or frozen pineapples in Thailand via the use of statistical methods. The monthly average data, which were gathered from the website of the Office of Agricultural Economics during January 2011 to August 2021 of 128 months were divided into 2 datasets. The first dataset, which consisted of 120 months from January 2011 to December 2020 was used for constructing the forecasting models via the use of 7 statistical methods, namely, Box-Jenkins method, Holt's exponential smoothing method, Brown's exponential smoothing method, damped trend exponential smoothing method, simple seasonal exponential smoothing method, Winters' additive exponential smoothing method, and Winters' multiplicative exponential smoothing method. The second dataset, which consisted of 8 months from January to August 2021 was used for comparing the accuracy of the forecasting model via the lowest mean absolute percentage error. The results indicated that the most accurate method was the Box-Jenkins method.

คำสำคัญ: สับประรด บ็อกซ์-เจนกินส์ การทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลัง

Keywords: Pineapple, Box-Jenkins, Exponential smoothing

¹Corresponding author: warang27@gmail.com

*รองศาสตราจารย์ สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ

บทนำ

ประเทศไทยได้ชื่อว่าเป็นประเทศเกษตรกรรม ถึงแม้ว่าในปัจจุบันจะหันไปมุ่งเน้นทางอุตสาหกรรมมากขึ้น แต่ภาคการเกษตรก็ยังมีส่วนสำคัญอย่างมากต่อเศรษฐกิจของประเทศ [1] สับปะรดนับว่าเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญชนิดหนึ่งของประเทศไทย เนื่องจากประเทศไทยมีการส่งออกสับปะรดและผลิตภัณฑ์ที่ได้จากสับปะรดเป็นลำดับต้น ๆ ของโลก โดยในเดือนมีนาคม 2562 ประเทศไทยมีปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งสูงที่สุด มีปริมาณมากถึง 2,948,225 กิโลกรัม [2] อย่างไรก็ตาม พบว่ายังมีปัญหาและอุปสรรคเกี่ยวกับการส่งออกสับปะรด เช่น มีผลผลิตที่ไม่ได้ขนาด ด้อยคุณภาพ เนื่องจากลูกเล็กเกินไป สุกเกินไป บางฤดูกาลมีปริมาณผลผลิตมากเกินไปจนล้นตลาด ทำให้ราคาตกต่ำ พันธุ์ที่ใช้ปลูกมีการกลายพันธุ์ ต้นทุนปัจจัยการผลิตสูงขึ้นจากราคาน้ำมัน รวมถึงภาวะเศรษฐกิจโลกที่ชะลอตัวลง ที่กล่าวมาข้างต้นนำมาสู่วัตถุประสงค์ เพื่อสร้างตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งของประเทศไทยในอนาคตว่าเป็นอย่างไร ซึ่งจากการศึกษาที่ผ่านมา พบว่า มีการศึกษาพยากรณ์เกี่ยวกับการส่งออกสับปะรด เช่น การพยากรณ์แนวโน้มมูลค่าการส่งออกน้ำสับปะรดของไทย [3] การพยากรณ์ปริมาณความต้องการสับปะรดกระป๋องของประเทศไทย ด้วยวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิมกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม [4] และการพยากรณ์ราคาสับปะรดโรงงานด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ [5] แต่ยังไม่เคยมีการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็ง ดังนั้นการศึกษานี้ ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะศึกษาวิธีการสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งด้วยวิธีการทางสถิติ โดยผลที่ได้จะเป็นประโยชน์ต่อผู้ส่งออกและภาครัฐ รวมทั้งกลุ่มบุคคลที่มีส่วนเกี่ยวข้องในการวางแผนหรือกำหนดนโยบายให้การส่งออกสับปะรดมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นต่อไป

วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งของประเทศไทยด้วยวิธีการทางสถิติ

วิธีการวิจัย

ขั้นตอนการวิจัย

1. เรียบเรียงข้อมูลปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งของประเทศไทย (กิโลกรัม) โดยใช้ค่าเฉลี่ยต่อเดือนจากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร [2] ตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนสิงหาคม 2564 จำนวน 128 เดือน หลังจากนั้นแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนธันวาคม 2563 จำนวน 120 เดือน สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนสิงหาคม 2564 จำนวน 8 เดือน สำหรับการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ที่ต่ำที่สุด
2. ตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งชุดที่ 1 ด้วยการวิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียวโดยลำดับที่ของครัสคาล-วอลลิส (Kruskal-Wallis's One-Way Analysis of Variance by Rank) โดยการตรวจสอบแนวโน้มจะเป็นการวิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียวจำแนกข้อมูลเป็นรายปี เพื่อพิจารณาว่าอนุกรมเวลาแต่ละปีมีค่ามัธยฐานแตกต่างกันหรือไม่ ถ้าพบความแตกต่างจะสรุปว่าอนุกรมเวลามีแนวโน้ม แต่ยังไม่สามารถสรุปได้ว่าเป็นแนวโน้มเพิ่มขึ้นหรือลดลง ต้องพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลาเทียบกับเวลาอีกครั้ง ขณะที่การตรวจสอบอิทธิพลของฤดูกาลจะเป็นการวิเคราะห์ความแปรปรวนทางเดียวจำแนกข้อมูลเป็นรายเดือน (ข้อมูลหลังจากกำจัดแนวโน้มออกแล้ว) เพื่อพิจารณาว่าอนุกรมเวลาแต่ละเดือนมีค่ามัธยฐานแตกต่างกันหรือไม่ ถ้าพบ

ความแตกต่างจะสรุปว่าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาล ถ้าผลการตรวจสอบพบว่า อนุกรมเวลามีเฉพาะแนวโน้ม วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ Autoregressive Integrated Moving Average: ARIMA(p, d, q) วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแตรม อนุกรมเวลามีเฉพาะอิทธิพลของฤดูกาล วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม ได้แก่ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย และอนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average: SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ [6-8] จากผลการตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลในผลการวิจัยแสดงว่า ปริมาณการส่งออกสับปรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งมีแนวโน้ม แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล อย่างไรก็ตาม การศึกษาครั้งนี้จะพิจารณาวิธีการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีการพยากรณ์ทางสถิติที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาทุกรูปแบบ (ตารางที่ 1) เพื่อให้ครอบคลุมตัวแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุด โดยพิจารณาค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 1 ในการคัดเลือกวิธีที่จะนำมาพยากรณ์ และพิจารณาค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 2 ในการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ ซึ่งเกณฑ์ MAPE จะพิจารณาความแตกต่างระหว่างข้อมูลจริงและค่าพยากรณ์ ผู้วิจัยเชื่อว่ามีแนวโน้มว่ามีความน่าเชื่อถือมากกว่าการตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล เนื่องจาก การตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลจะพิจารณาข้อมูลทั้งหมด โดยบางช่วงเวลาข้อมูลอาจมีแนวโน้มหรือมีอิทธิพลของฤดูกาล แต่เมื่อตรวจสอบข้อมูลทั้งหมดอาจตรวจไม่พบแนวโน้ม/อิทธิพลของฤดูกาลได้

ตารางที่ 1 ตัวแบบพยากรณ์

วิธีที่	วิธีพยากรณ์	ตัวแบบพยากรณ์	ลักษณะอนุกรมเวลา
1.	บ็อกซ์-เจนกินส์	SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) _s :	มีแนวโน้มและฤดูกาล
		$\hat{\phi}_p(B)\hat{\phi}_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D\hat{Y}_t = \hat{\delta} + \hat{\theta}_q(B)\hat{\theta}_q(B^s)e_t$	
2.	โฮลต์	$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t(m)$ โดยที่ $a_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$, $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$	มีเพียงแนวโน้ม
3.	บราวน์	$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t\left[(m-1) + \frac{1}{\alpha}\right]$ โดยที่ $a_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)a_{t-1}$, $b_t = \alpha(a_t - a_{t-1}) + (1-\alpha)b_{t-1}$	มีเพียงแนวโน้ม
4.	แตรม	$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t \sum_{i=1}^m \phi^i$ โดยที่ $a_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(a_{t-1} + \phi b_{t-1})$, $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)\phi b_{t-1}$	มีเพียงแนวโน้ม
5.	ฤดูกาลอย่างง่าย	$\hat{Y}_t = a_t + \hat{S}_t$ โดยที่ $a_t = \alpha(Y_t - \hat{S}_{t-s}) + (1-\alpha)a_{t-1}$, $\hat{S}_t = \delta(Y_t - a_t) + (1-\delta)\hat{S}_{t-s}$	มีเพียงฤดูกาล
6.	วินเทอร์แบบบวก	$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t m) + \hat{S}_t$ โดยที่ $a_t = \alpha(Y_t - \hat{S}_{t-s}) + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$, $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$, $\hat{S}_t = \delta(Y_t - a_t) + (1-\delta)\hat{S}_{t-s}$	มีแนวโน้มและฤดูกาล
7.	วินเทอร์แบบคูณ	$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t m)\hat{S}_t$ โดยที่ $a_t = \alpha \frac{Y_t}{\hat{S}_{t-s}} + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$, $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$, $\hat{S}_t = \delta \frac{Y_t}{a_t} + (1-\delta)\hat{S}_{t-s}$	มีแนวโน้มและฤดูกาล

ตารางที่ 1 มีความหมายของสัญลักษณ์ต่าง ๆ ดังนี้

$\hat{Y}_t$ และ $\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t และเวลา $t + m$ ตามลำดับ โดยที่ m แทนจำนวนช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า

$\hat{\delta} = \hat{\mu} \hat{\phi}_p(B) \hat{\phi}_p(B^s)$ แทนค่าคงตัว (Constant) โดยที่ $\hat{\mu}$ แทนค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary)

$\hat{\phi}_p(B) = 1 - \hat{\phi}_1 B - \hat{\phi}_2 B^2 - \dots - \hat{\phi}_p B^p$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองอันดับที่ p กรณีไม่มีฤดูกาล (Non-Seasonal Autoregressive Operator of Order p : AR(p))

$\hat{\phi}_p(B^s) = 1 - \hat{\phi}_1 B^s - \hat{\phi}_2 B^{2s} - \dots - \hat{\phi}_p B^{ps}$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองอันดับที่ P กรณีมีฤดูกาล (Seasonal Autoregressive Operator of Order P : SAR(P))

$\hat{\theta}_q(B) = 1 - \hat{\theta}_1 B - \hat{\theta}_2 B^2 - \dots - \hat{\theta}_q B^q$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q กรณีไม่มีฤดูกาล (Non-Seasonal Moving Average Operator of Order q : MA(q))

$\hat{\theta}_Q(B^s) = 1 - \hat{\theta}_1 B^s - \hat{\theta}_2 B^{2s} - \dots - \hat{\theta}_Q B^{Qs}$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ Q กรณีมีฤดูกาล (Seasonal Moving Average Operator of Order Q : SMA(Q))

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_1 โดยที่ n_1 แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1 ($n_1 = 120$)

s แทนจำนวนฤดูกาล ซึ่งอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับประรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งเป็นข้อมูลรายเดือน ดังนั้น $s = 12$

d และ D แทนลำดับที่ของการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล ตามลำดับ

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

a_t และ b_t แทนค่าประมาณระยะตัดแกน Y และความชันของแนวโน้ม ณ เวลา t ตามลำดับ

α , γ , ϕ และ δ แทนค่าคงตัวการทำให้เรียบ โดยที่ $0 < \alpha < 1$, $0 < \gamma < 1$, $0 < \phi < 1$ และ $0 < \delta < 1$

3. ตรวจสอบข้อสมมุติ (Assumption) ของตัวแบบพยากรณ์ คือ อนุกรมเวลาของค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีการแจกแจงปกติ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบคอลโมโกรอฟ-สมิรโนฟ (Kolmogorov-Smirnov's Test: KS Test) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบรันส์ (Runs Test) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที (t-Test) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบของเลวินภายใต้การใช้มัธยฐาน (Levene's Test Based on Median) หากพบว่าข้อสมมุติข้อใดข้อหนึ่งไม่เป็นจริงจะสรุปว่าตัวแบบพยากรณ์ไม่เหมาะสม และไม่สมควรนำไปใช้ในการพยากรณ์ต่อไป

4. เปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ โดยการเปรียบเทียบปริมาณการส่งออกสับประรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งของข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนสิงหาคม 2564 จำนวน 8 เดือน ($n = 8$) กับค่าพยากรณ์เพื่อคำนวณค่า MAPE โดยตัวแบบพยากรณ์ที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด จัดเป็นตัวแบบที่มีความแม่นยำมากที่สุด เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างกับข้อมูลจริงน้อยที่สุด สูตร MAPE แสดงดังนี้ [7]

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{Y_t} \right|$$

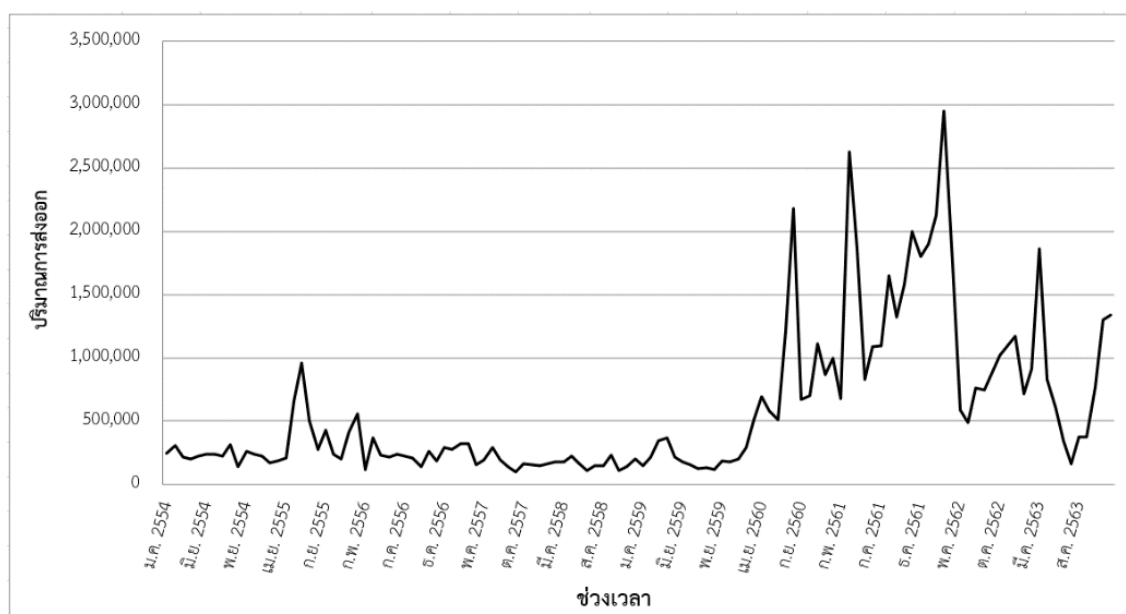
เมื่อ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ แทนค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา t

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

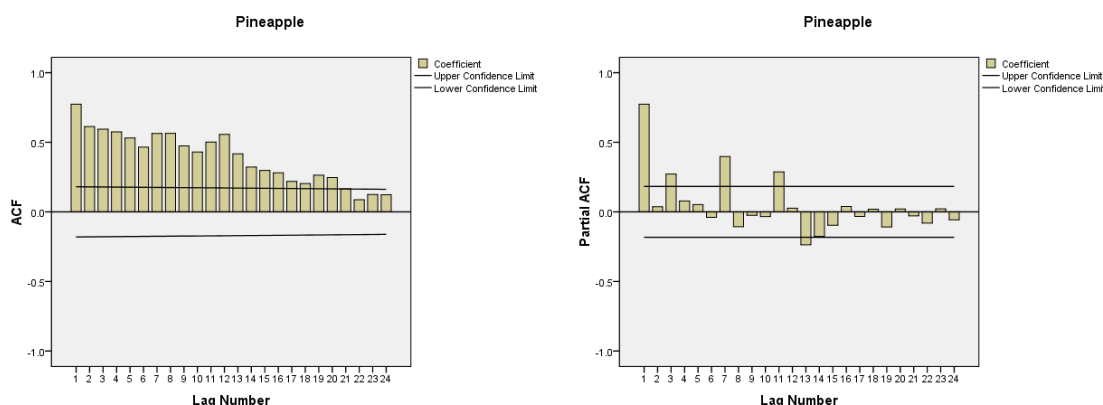
ผลการวิจัย

ผลการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับประรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนธันวาคม 2563 จำนวน 120 เดือน พบว่า ปริมาณการส่งออกสับประรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเล็กน้อย แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล (ภาพที่ 1) ผลการทดสอบสมมุติฐานเพื่อตรวจสอบแนวโน้ม

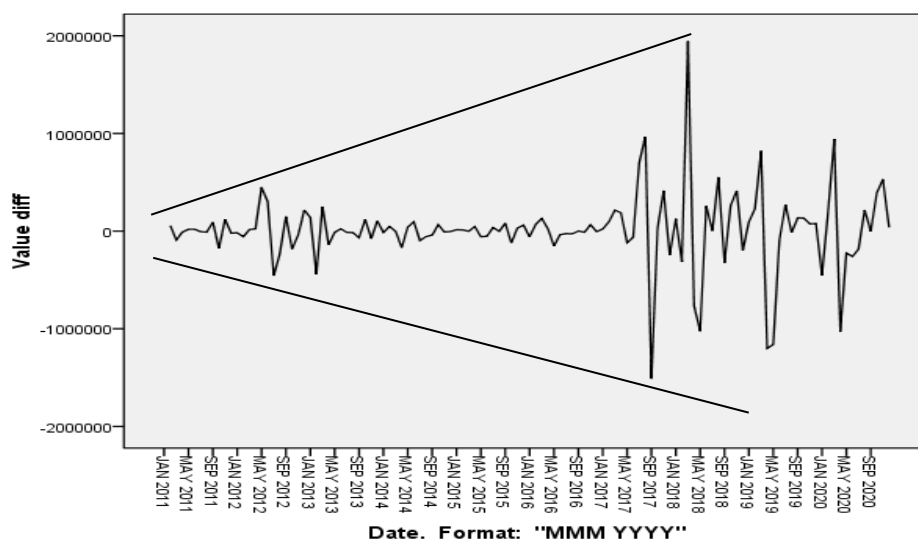
และอิทธิพลของฤดูกาล พบว่า ปริมาณการส่งออกมีค่ามัธยฐานในแต่ละปีแตกต่างกัน ($\chi^2 = 82.962$, $p\text{-value} < 0.0001$) นั่นคือ อนุกรมเวลาไม่แน่นอน และปริมาณการส่งออกหลังจากกำจัดแนวโน้มมีค่ามัธยฐานในแต่ละเดือนไม่แตกต่างกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ($\chi^2 = 4.980$, $p\text{-value} = 0.932$) นั่นคือ อนุกรมเวลาไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล ซึ่งการศึกษาครั้งนี้ใช้วิธีการกำจัดแนวโน้มออกด้วยการหารเนื่องจากอนุกรมเวลามีการเคลื่อนไหวหรือมีการแกว่งตัวที่เพิ่มขึ้นเมื่อเวลาเปลี่ยนแปลงไป (ภาพที่ 1) ผลการตรวจสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา พบว่า กราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) มีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบลดลงอย่างช้า ๆ (Die Down Slowly) และกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) มีช่วงเวลาที่ 1 (Lag 1) มีค่าความสัมพันธ์สูงเกินจากขอบเขตที่กำหนดอย่างชัดเจน นั้นหมายความว่า อนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้ม (ภาพที่ 2) จึงกำจัดแนวโน้มโดยการหาผลต่างลำดับที่ 1 พบว่า อนุกรมเวลาชุดนี้ยังไม่มีค่าคงที่ เนื่องจากผลต่างลำดับที่ 1 มีความแปรปรวนเพิ่มขึ้นเมื่อเวลาเปลี่ยนแปลงไป (ภาพที่ 3) ดังนั้นการศึกษานี้ผู้วิจัยจะทำการแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติ (Natural Logarithm: Ln) ก่อนดำเนินการสร้างตัวแบบพยากรณ์ต่อไป



ภาพที่ 1 ลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็ง ตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงเดือนธันวาคม 2563



ภาพที่ 2 ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็ง



ภาพที่ 3 ผลต่างลำดับที่ 1 ของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็ง

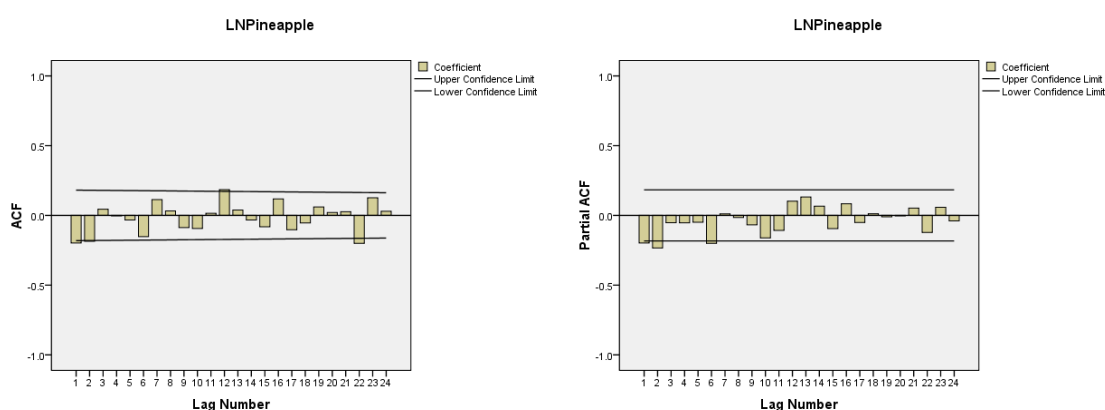
ผลการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งที่พบว่า อนุกรมเวลามีแนวโน้ม แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสม คือ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ที่มีตัวแบบ ARIMA วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 1 พบว่า วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ SARIMA(1, 1, 1)(0, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว ซึ่งเหมาะสมกับอนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล มีค่า MAPE ต่ำที่สุด (ตารางที่ 2) ดังนั้นการศึกษาค้างนี้จะพิจารณาวิธีการสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาทุกรูปแบบ เพื่อให้ครอบคลุมตัวแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุด

ตารางที่ 2 ค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 1

วิธีพยากรณ์	บ็อกซ์-เจนกินส์	โฮลต์	บราวน์	แฉก
MAPE	2.5191	2.6003	2.8780	2.6036
วิธีพยากรณ์	ฤดูกาลอย่างง่าย	วินเทอร์แบบบวก	วินเทอร์แบบคูณ	
MAPE	2.5836	2.5264	2.7350	

ผลการตรวจสอบที่พบว่า อนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งมีแนวโน้ม แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล และอนุกรมเวลายังไม่มีความคงที่ จึงแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติและหาผลต่างลำดับที่ 1 เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ พิจารณากราฟ ACF และกราฟ PACF ของอนุกรมเวลาที่แปลงข้อมูลแล้วพบว่า อนุกรมเวลามีลักษณะคงที่ จึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้เริ่มต้น คือ ตัวแบบ SARIMA(2, 1, 2)(0, 0, 2)₁₂ (ภาพที่ 4) คัดเลือกตัวแบบให้เหลือเฉพาะพารามิเตอร์ที่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม คือ ตัวแบบ SARIMA(1, 1, 1)(0, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว สำหรับวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ หลังจากแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติเช่นเดียวกับวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ แล้วแทนค่าประมาณพารามิเตอร์จากโปรแกรม SPSS จะได้ตัวแบบพยากรณ์ (ตารางที่ 3) และค่าดัชนีฤดูกาล (ตารางที่ 4) เมื่อตรวจสอบ

ข้อสมมุติของตัวแบบพยากรณ์ พบว่า ตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างขึ้น 6 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแตรม วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ มีข้อสมมุติเป็นจริงทุกข้อที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 กล่าวคือ อนุกรมเวลาของค่าตลาดเคลื่อนไหวจากการพยากรณ์มีการแจกแจงปกติ เคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา ขณะที่วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ มีข้อสมมุติไม่เป็นจริง 1 ข้อ คือ มีการเคลื่อนไหวไม่เป็นอิสระกัน ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้จากวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์จึงไม่เหมาะสม ไม่สมควรนำไปใช้ในการพยากรณ์ต่อไป (ตารางที่ 5)



ภาพที่ 4 ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็ง
เมื่อแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติและผลต่างลำดับที่ 1

ตารางที่ 3 ผลการสร้างตัวแบบพยากรณ์

วิธีที่	วิธีพยากรณ์	ตัวแบบพยากรณ์
1	บ็อกซ์-เจนกินส์	$\hat{Y}_t = \exp\{1.47919Z_{t-1} - 0.47919Z_{t-2} - 0.80450e_{t-1} + 0.22336e_{t-12} - 0.17969e_{t-13}\}$ โดยที่ $Z_{t-j} = \ln(Y_{t-j})$ แทนลอการิทึมธรรมชาติของอนุกรมเวลา ณ เวลา $t-j$ และ $e_{t-j} = Z_{t-j} - \hat{Z}_{t-j}$ แทนค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา $t-j$
2	โฮลต์	$\hat{Y}_{t+m} = \exp\{14.03469 + 0.01534(m)\}$
3	บราวน์	$\hat{Y}_{t+m} = \exp\left\{13.57065 + 0.08289\left[(m-1) + \frac{1}{0.27036}\right]\right\}$
4	แตรม	$\hat{Y}_{t+m} = \exp\left\{14.03007 + 0.01189 \sum_{i=1}^m (0.99894)^i\right\}$
5	ฤดูกาลอย่างง่าย	$\hat{Y}_t = \exp\{13.90315 + \hat{S}_t\}$
6	วินเทอร์แบบบวก	$\hat{Y}_{t+m} = \exp\{(13.98855 + 0.01554m) + \hat{S}_t\}$
7	วินเทอร์แบบคูณ	$\hat{Y}_{t+m} = \exp\{(14.00816 + 0.01549m)\hat{S}_t\}$

โดยที่ $m = 1$ แทนเดือนมกราคม 2564 และ $\hat{S}_t$ แสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ดัชนีฤดูกาลของวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ

เดือน	$\hat{S}_t$ ของวิธีฤดูกาลอย่างง่าย	$\hat{S}_t$ ของวิธีวินเทอร์แบบบวก	$\hat{S}_t$ ของวิธีวินเทอร์แบบคูณ
มกราคม	-0.01837	0.06709	0.98838
กุมภาพันธ์	-0.08659	-0.01666	0.99864
มีนาคม	0.34246	0.39685	1.03903
เมษายน	0.12302	0.16187	1.00528
พฤษภาคม	-0.05680	-0.03349	0.97404
มิถุนายน	-0.07523	-0.06746	0.97127
กรกฎาคม	-0.12147	-0.12924	0.97863
สิงหาคม	-0.06495	-0.08826	1.00902
กันยายน	-0.14162	-0.18047	0.99305
ตุลาคม	-0.14025	-0.19465	0.99968
พฤศจิกายน	0.06242	-0.00752	1.00662
ธันวาคม	0.17738	0.09192	0.99970

ตารางที่ 5 ผลการตรวจสอบข้อสมมติของตัวแบบพยากรณ์

วิธีที่	วิธีพยากรณ์	KS test	p-value	Runs test	p-value	t-test	p-value	Levene statistic	p-value
1	บ็อกซ์-เจนกินส์	0.641	0.806	0.093	0.926	0.548	0.585	0.611	0.816
2	โฮลต์	0.864	0.444	-0.183	0.855	-0.067	0.947	0.776	0.663
3	บราวน์	0.724	0.671	-2.017	0.044*	0.236	0.814	0.737	0.701
4	แตม	0.855	0.458	-0.183	0.855	0.027	0.979	0.775	0.664
5	ฤดูกาลอย่างง่าย	0.819	0.513	0.917	0.359	0.444	0.658	0.776	0.663
6	วินเทอร์แบบบวก	0.582	0.887	0.550	0.582	-0.072	0.943	0.776	0.663
7	วินเทอร์แบบคูณ	0.588	0.880	-0.183	0.855	-0.076	0.940	0.661	0.772

* ไม่ผ่านข้อสมมติที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

เมื่อใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างขึ้น (ตารางที่ 3) พยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนสิงหาคม 2564 เพื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงโดยการคำนวณค่า MAPE พบว่า วิธีที่มีความแม่นยำมากที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ รองลงมาคือ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ (ตารางที่ 6)

ตารางที่ 6 ค่า MAPE ของข้อมูลชุดที่ 2

วิธีพยากรณ์	บ็อกซ์-เจนกินส์	โฮลต์	บราวน์	แตม
MAPE	3.6981	5.1309	6.1366	5.0729
วิธีพยากรณ์	ฤดูกาลอย่างง่าย	วินเทอร์แบบบวก	วินเทอร์แบบคูณ	
MAPE	4.2304	4.2952	3.8459	

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

การศึกษาค้นคว้าได้นำเสนอวิธีการสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งของประเทศไทยด้วยวิธีการทางสถิติ 7 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ผลการศึกษาพบว่า วิธีที่มีความแม่นยำมากที่สุด คือ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ $SARIMA(1, 1, 1)(0, 0, 1)_{12}$ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว โดยสามารถเขียนเป็นตัวแบบพยากรณ์ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_t = \exp\{1.47919Y_{t-1} - 0.47919Y_{t-2} - 0.80450e_{t-1} + 0.22336e_{t-12} - 0.17969e_{t-13}\}$$

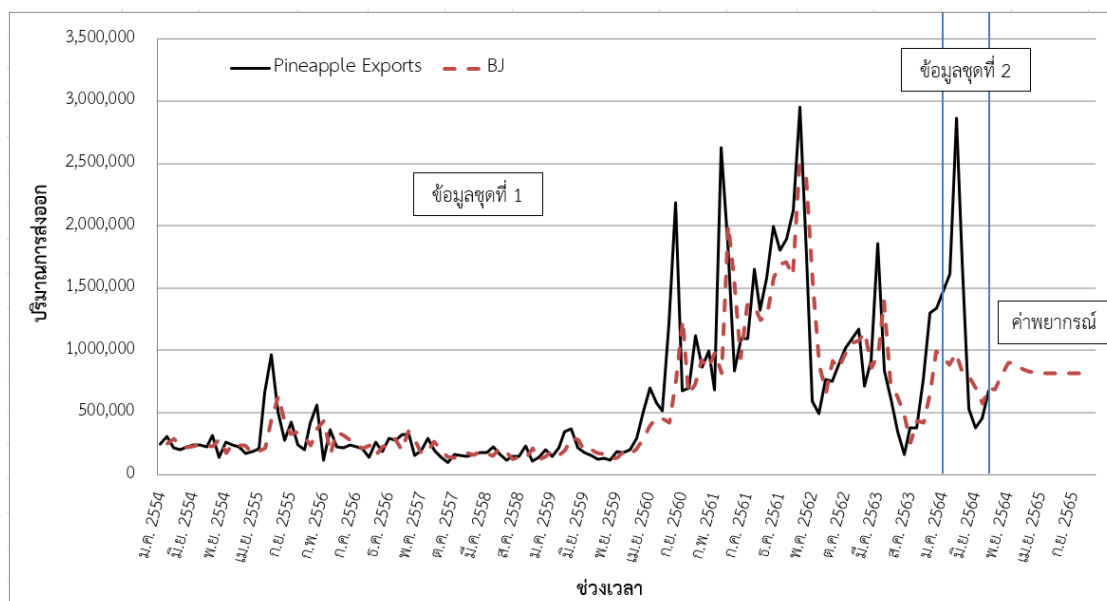
โดยที่ Y_{t-j} แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา $t - j$ และ e_{t-j} แทนค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา $t - j$

จากผลการตรวจสอบแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลของอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งชุดที่ 1 ที่พบว่า อนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้ม แต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมควรจะเป็นวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ ARIMA วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก [6-8] ขัดแย้งกับผลการศึกษาครั้งนี้ที่พบว่า วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ $SARIMA(1, 1, 1)(0, 0, 1)_{12}$ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว มีความเหมาะสมมากกว่า รองลงมาคือ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ซึ่งทั้ง 2 วิธีการพยากรณ์นี้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล ขณะที่กลุ่มของวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีเพียงแนวโน้ม เช่น วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ วิธีการทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก มีค่า MAPE สูงที่สุด ดังนั้นการศึกษานี้เกี่ยวกับการพยากรณ์ทุกครั้งควรพิจารณาวิธีการพยากรณ์ที่หลากหลาย เพื่อให้ครอบคลุมตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม

เมื่อใช้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งตั้งแต่เดือนกันยายน 2564 ถึงเดือนธันวาคม 2565 พบว่า ปริมาณการส่งออกมีแนวโน้มค่อนข้างคงที่ (ตารางที่ 7 และภาพที่ 5) อย่างไรก็ตาม การศึกษานี้ได้พิจารณาเพียงปัจจัยเวลาเท่านั้นในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ซึ่งปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งมีการเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ และการเปลี่ยนแปลงอาจเกิดจากปัจจัยอื่น ๆ นอกเหนือจากปัจจัยเวลา ดังนั้นเมื่อมีปัจจัยที่มีผลกระทบต่อเปลี่ยนแปลงของปริมาณการส่งออกหรือมีข้อมูลที่เป็นปัจจุบันมากขึ้น ผู้วิจัยควรนำมาปรับปรุงตัวแบบเพื่อให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น สำหรับใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็งในอนาคตต่อไป

ตารางที่ 7 ค่าพยากรณ์ของปริมาณการส่งออกสับปะรดสดหรือแช่เย็นจนแข็ง (กิโลกรัม) ตั้งแต่เดือนกันยายน 2564 ถึงเดือนธันวาคม 2565

ช่วงเวลา	ค่าพยากรณ์	ช่วงเวลา	ค่าพยากรณ์	ช่วงเวลา	ค่าพยากรณ์	ช่วงเวลา	ค่าพยากรณ์
ก.ย. 2564	684,470	ม.ค. 2565	853,414	พ.ค. 2565	815,291	ก.ย. 2565	813,336
ต.ค. 2564	799,387	ก.พ. 2565	832,260	มิ.ย. 2565	814,231	ต.ค. 2565	813,255
พ.ย. 2564	897,259	มี.ค. 2565	822,250	ก.ค. 2565	813,662	พ.ย. 2565	813,255
ธ.ค. 2564	899,415	เม.ย. 2565	817,577	ส.ค. 2565	813,418	ธ.ค. 2565	813,255



ภาพที่ 5 การเปรียบเทียบปริมาณการส่งออกสับประสดหรือแช่เย็นจนแข็งกับค่าพยากรณ์จากวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

เอกสารอ้างอิง

1. Luangtong N, Kantanantha N. Selection of the appropriate agricultural yield forecasting models. Thai Science and Technology Journal. 2016; 24(3): 370-381. Thai.
2. Office of Agricultural Economics. Export statistics of fresh or frozen pineapples from 2011 to 2021 [Internet]. 2021 [update 2021 Oct 20; cited 2021 Oct 20]. Available from: http://impexp.oae.go.th/service/export.php?S_YEAR=2554&E_YEAR=2564&PRODUCT_GROUP=5252&PRODUCT_ID=5001&wf_search=&WF_SEARCH=Y
3. Romprasert S. Forecasting trend on Thailand's pineapple juice export value. Journal of Business Administration. 2013; 2(1): 16-24. Thai.
4. Eabsirimatee P, Suthikarnnarunai N, Janpong S. Thailand's canned pineapple forecasting using multiple regression model and artificial neural network. Journal of Nakhonratchasima College. 2016; 10(2): 9-21. Thai.
5. Riansut W. Forecasting of factory pineapple prices with Box-Jenkins method. Thai Journal of Science and Technology. 2019; 8(2): 105-115. Thai.
6. Box GEP, Jenkins GM, Reinsel GC. Time series analysis: forecasting and control. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall; 1994.
7. Ket-iam S. Forecasting technique. 2nd ed. Songkhla: Thaksin University Book Center; 2005. Thai.
8. Manmin M. Time series and forecasting. Bangkok: Foreprinting; 2006. Thai.