

การพยากรณ์ราคาหัวมันสำปะหลังสดด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ Forecasting of Fresh Cassava Prices via the Use of Box-Jenkins Method

วรางคณา เรียนสุทธิ์

Warangkhan Riansut

สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ พัทลุง 93210

Department of Mathematics and Statistics, Faculty of Science, Thaksin University, Pattalung, Thailand 93210

Corresponding author: warang27@gmail.com

Abstract

Received: April 09, 2020

Revised: March 08, 2021

Accepted: April 23, 2021

The objective of this study was to construct and select an appropriate forecasting model for fresh cassava prices via the use of Box-Jenkins method. 277 data points gathered from the website of the Office of Agricultural Economics during January 1997 to January 2020 were used and divided into 2 sets. The first set, consisting of 264 data points and from the period of January 1997 to December 2018, were used to construct the forecasting models. The second set, consisting of 13 data points and from the period of January 2019 to January 2020, were used to compare the accuracy of the forecasting models; the lowest mean absolute percentage error and root mean square error were used as the comparison criteria. The result show that the most accurate model is SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 0)₁₂ with no constant; the forecasting model can be written as the equation:

$$\hat{Y}_t = \text{Exp}\{2.56148Z_{t-1} - 2.12296Z_{t-2} + 0.56148Z_{t-3} + 0.47256Z_{t-12} - 1.21045Z_{t-13} + 1.00323Z_{t-14} \\ - 0.26533Z_{t-15} + 0.52744Z_{t-24} - 1.35103Z_{t-25} + 1.11973Z_{t-26} - 0.29615Z_{t-27} - 0.99760e_{t-1}\}$$

Keywords: fresh cassava, Box-Jenkins method, mean absolute percentage error
root mean square error

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้คือ การสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลา ราคาหัวมันสำปะหลังสดด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ โดยใช้ข้อมูลจากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2563 จำนวน 277 ค่า ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด

ชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 264 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2562 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2563 จำนวน 13 ค่า นำมาใช้ในการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและเกณฑ์รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยที่ต่ำที่สุด ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบพยากรณ์ที่มีความถูกต้อง

มากที่สุด คือ ตัวแบบ SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 0)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว และสามารถเขียนเป็นสมการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_t = \text{Exp}\{2.56148Z_{t-1} - 2.12296Z_{t-2} + 0.56148Z_{t-3} + 0.47256Z_{t-12} - 1.21045Z_{t-13} + 1.00323Z_{t-14} - 0.26533Z_{t-15} + 0.52744Z_{t-24} - 1.35103Z_{t-25} + 1.11973Z_{t-26} - 0.29615Z_{t-27} - 0.99760e_{t-1}\}$$

คำสำคัญ: หั้วมันสำปะหลังสด วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ร้อยละค่าตลาดเคลื่อนไหวสัมบูรณ์เฉลี่ย ราคาของค่าตลาดเคลื่อนไหวกำลังสองเฉลี่ย

คำนำ

ในปี พ.ศ. 2559 ประเทศไทยสามารถผลิตมันสำปะหลังได้ประมาณปีละ 26-27 ล้านตัน แต่มีความต้องการใช้ภายในประเทศเพียงปีละไม่เกิน 10 ล้านตัน มันสำปะหลังส่วนเกินจึงสามารถส่งออกและนํารายได้เข้าประเทศเป็นจำนวนมาก (Keerativibool, 2016) ต่อมาสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตรได้รายงานผลผลิตมันสำปะหลังโรงงานของปี พ.ศ. 2561 ซึ่งเป็นข้อมูล ณ เดือนมีนาคม พ.ศ. 2561 พบว่าผลผลิตมันสำปะหลังอยู่ที่ 27.24 ล้านตัน ลดลงจากปี พ.ศ. 2560 ที่มีจำนวน 30.495 ล้านตัน หรือลดลง 3.255 ล้านตัน คิดเป็นร้อยละ 10.67 เนื่องจากมันสำปะหลังโรงงานในช่วงปี พ.ศ. 2559-2560 มีราคาตกต่ำทำให้เกษตรกรผู้ปลูกประสบปัญหาขาดทุน ประกอบกับในปี พ.ศ. 2560 สถานการณ์ภัยแล้งเริ่มคลี่คลาย ส่งผลให้เกษตรกรลดพื้นที่การปลูกมันสำปะหลังโรงงานซึ่งเป็นพืชทนแล้ง และหันไปปลูกพืชชนิดอื่นที่ให้ผลตอบแทนที่ดีกว่า เช่น อ้อยโรงงาน ข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ และไม้ผล เป็นต้น สำหรับราคาหัวมันสำปะหลังสดที่เกษตรกรขายได้ช่วงวันที่ 2-6 เมษายน พ.ศ. 2561 เฉลี่ยกิโลกรัมละ 2.49 บาท สูงขึ้นจากช่วงเดียวกันของปีที่ผ่านมาร้อยละ 88 โดยสาเหตุที่ราคามีแนวโน้มสูงขึ้น เนื่องจากปริมาณผลผลิตมันสำปะหลังลดลงทำให้ผลผลิตไม่เพียงพอกับความต้องการใช้ของ

ผู้ประกอบการ และจากราคามันสำปะหลังที่ปรับตัวสูงขึ้นทำให้เกษตรกรบางส่วนเร่งทำการขุดมันสำปะหลังตั้งแต่ต้นปีการผลิต คือ เดือนตุลาคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 และทำการเพาะปลูกซ้ำเพื่อเก็บเกี่ยวในช่วงที่ราคายังคงอยู่ในเกณฑ์ดี ซึ่งอาจทำให้มีผลผลิตมันสำปะหลังโรงงานออกสู่ตลาดในช่วงปลายปีการผลิตอีกรอบหนึ่งในเดือนสิงหาคมถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2561 (Agricultural Information Center, 2018)

อย่างไรก็ตาม เกษตรกรผู้ปลูกหัวมันสำปะหลังสดอาจมีคำถามว่าแนวโน้มของราคาจะยังคงสูงขึ้นเช่นนี้ตลอดไปหรือไม่ การพยากรณ์ทางสถิตินับเป็นเครื่องมือหนึ่งที่ช่วยตอบคำถามนี้ได้ ด้วยเหตุผลดังกล่าว ผู้วิจัยจึงเริ่มสืบค้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบการศึกษาของ Keerativibool (2016) ได้ศึกษาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการส่งออกแป้งมันโดยใช้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ (Winters' Multiplicative Exponential Smoothing Method) และวิธี การแยกส่วนประกอบอนุกรมเวลา (Decomposition Method) ผลการศึกษาพบว่า วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมมากที่สุดคือ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ การศึกษาของ Riansut (2019) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคามันเส้นโดยใช้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธี การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ (Holt's Exponential Smoothing Method) วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแดม (Damped Trend Exponential Smoothing Method) วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย (Simple Seasonal Exponential Smoothing Method) วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก (Winters' Additive Exponential Smoothing Method) และวิธี การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ผลการศึกษาพบว่า วิธีที่มีความถูกต้องมากที่สุดคือ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก การศึกษาของ Komkul (2017) ได้ศึกษาการ

พยากรณ์ราคาแป้งมันสำปะหลังของประเทศไทยโดยใช้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแตรึม วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังอย่างง่าย (Simple Exponential Smoothing Method) และวิธีการเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย 3, 6 และ 12 เดือน (Moving Average Method) ผลการศึกษาพบว่า ภายใต้เกณฑ์ร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) วิธีการเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย 3 เดือน เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด ขณะที่ภายใต้เกณฑ์รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังอย่างง่าย เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด และการศึกษาของ Thitinunpong and Parthanadee (2012) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์และราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์สำหรับการพยากรณ์ด้วย Expert modeler ในโปรแกรม PASW 18.0 พบว่าตัวแบบที่ให้ผลค่าคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ราคาต่ำที่สุด สำหรับราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์คือ ตัวแบบ ARIMA (1, 1, 0) บนชุดข้อมูลที่มีการแปลงค่าด้วยลอการิทึมธรรมชาติ (Natural Logarithm) ขณะที่ตัวแบบที่เหมาะสมกับราคามันสำปะหลังที่จังหวัดชลบุรีและจังหวัดพระนครศรีอยุธยา คือ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแตรึม และวิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (โดยใช้ราคามันสำปะหลังในจังหวัดชลบุรีเป็นตัวแปรต้น) ตามลำดับ

สำหรับการศึกษานี้ ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะศึกษาการสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เนื่องจากเป็นวิธีที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูง โดยมีหลายงานวิจัยที่ยืนยันผลว่าวิธีการนี้เป็นวิธีการที่มีความเหมาะสม (Keerativibool, 2014; Thanapala, et al. 2016; Riansut and Nisan 2017) หลังจากที่ได้ตัวแบบพยากรณ์แล้ว ผู้วิจัยจะคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่

ถูกต้องและเหมาะสมมากที่สุด 1 ตัวแบบ โดยใช้เกณฑ์ MAPE และ RMSE ที่ต่ำที่สุด เพื่อใช้พยากรณ์ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ในอนาคตต่อไป

อุปกรณ์และวิธีการ

การวิจัยครั้งนี้ดำเนินการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลกรมเวลาราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ต่อเดือน (บาท/กิโลกรัม) จากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร (Office of Agricultural Economics, 2020) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2563 จำนวน 277 ค่า ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 264 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ชุดที่ 2 คือ ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2562 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2563 จำนวน 13 ค่า สำหรับการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ MAPE และ RMSE ที่ต่ำที่สุด การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ แสดงรายละเอียดดังนี้

การสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีทั้งส่วนประกอบของแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล มีตัวแบบในรูปทั่วไปคือ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average: SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s แสดงดังสมการที่ (1) (Box, et al. 1994) แต่ในกรณีที่ อนุกรมเวลามีเพียงส่วนประกอบของแนวโน้มเท่านั้น ตัวแบบจะสามารถถูกลดรูปเหลือเพียง ARIMA(p, d, q)

$$\phi_p(B)\phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^pY_t = \delta + \theta_q(B)\theta_q(B^s)\epsilon_t \quad (1)$$

เมื่อ Y_t แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t

ε_t แทนอนุกรมเวลาของค่าคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงปกติ มีลักษณะเป็นไปอย่างสุ่ม มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา

$\delta = \mu\phi_p(B)\Phi_p(B^s)$ แทนค่าคงตัว (Constant) โดยที่ μ แทนค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary)

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1B - \phi_2B^2 - \dots - \phi_pB^p$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองอันดับที่ p กรณีไม่มีฤดูกาล (Non-Seasonal Autoregressive Operator of Order p : AR(p))

$\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1B^s - \Phi_2B^{2s} - \dots - \Phi_pB^{ps}$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองอันดับที่ P กรณีมีฤดูกาล (Seasonal Autoregressive Operator of Order P : SAR(P))

$\theta_q(B) = 1 - \theta_1B - \theta_2B^2 - \dots - \theta_qB^q$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q กรณีไม่มีฤดูกาล (Non-Seasonal Moving Average Operator of Order q : MA(q))

$\Theta_Q(B^s) = 1 - \Theta_1B^s - \Theta_2B^{2s} - \dots - \Theta_QB^{Qs}$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ Q กรณีมีฤดูกาล (Seasonal Moving Average Operator of Order Q : SMA(Q))

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_1 เมื่อ n_1 แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1 ($n_1=264$)

s แทนจำนวนคาบของฤดูกาล ($s=12$)

d และ D แทนลำดับที่ของการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล ตามลำดับ

B แทนตัวดำเนินการถอยหลัง (Backward operator) โดยที่ $B^sY_t = Y_{t-s}$

ขั้นตอนการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

1) พิจารณาอนุกรมเวลาว่าคงที่หรือไม่ โดยพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลาเทียบกับเวลา (Y_t, t) กราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) หากพบว่าอนุกรมเวลาไม่คงที่ (Non-stationary) ต้องแปลงอนุกรม

เวลาให้คงที่ก่อนที่จะทำขั้นตอนต่อไป เช่น การแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างหรือผลต่างฤดูกาล (Difference or Seasonal difference) การแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมสามัญ (Common logarithm) หรือลอการิทึมธรรมชาติ (Natural logarithm) การแปลงข้อมูลด้วยเลขยกกำลัง เช่น ยกกำลัง 0.5 (Square root transformation) หรือ ยกกำลัง 2 (Square transformation) เป็นต้น

2) กำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้จากกราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่คงที่ กล่าวคือ กำหนดค่า p, q, P และ Q พร้อมทั้งประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ โดยค่าของ q และ Q จะพิจารณาจากกราฟ ACF และค่าของ p และ P จะพิจารณาจากกราฟ PACF ซึ่งค่าของ p และ q คือ จำนวนแท่งสหสัมพันธ์แท่งแรก ๆ ที่มีค่าเกินจากขอบเขต $\pm 2/\sqrt{n_1}$ ขณะที่ค่าของ P และ Q คือ จำนวนแท่งสหสัมพันธ์ตามฤดูกาลที่มีค่าเกินจากขอบเขต $\pm 2/\sqrt{n_1}$

3) ตัดพารามิเตอร์ที่ไม่มีนัยสำคัญออกจากตัวแบบพยากรณ์ครั้งละ 1 ตัว โดยถ้าพารามิเตอร์ของอันดับที่ต่ำกว่าไม่มีนัยสำคัญ แต่อันดับที่สูงกว่ามีนัยสำคัญ ควรตัดพารามิเตอร์ของอันดับที่สูงที่สุดออกก่อน เช่น มีพารามิเตอร์ 2 ตัวคือ ϕ_1 และ ϕ_2 ถ้า ϕ_1 ไม่มีนัยสำคัญ แต่ ϕ_2 มีนัยสำคัญ ควรตัด ϕ_1 ออกก่อน จากนั้นจึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์และประมาณค่าพารามิเตอร์ใหม่จนกว่าจะได้ตัวแบบพยากรณ์ที่ประกอบด้วยพารามิเตอร์ที่มีนัยสำคัญทั้งหมด

4) คัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่าเกณฑ์สารสนเทศของเบส์ (Bayesian Information Criterion: BIC) ที่ต่ำที่สุด (Schwarz, 1978) มีค่าสถิติ Ljung-Box Q ที่ไม่มีนัยสำคัญ (Ket-iam, 2005) และอนุกรมเวลาของค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ $\{e_t\}$ มีการแจกแจงปกติ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบคอลโมโกรอฟ-สมิรโนฟ (Kolmogorov-Smirnov test) มีลักษณะเป็นไปอย่างสุ่ม ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบรันส์ (Runs test) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที (t-Test) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา

ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบของเลวีนาภายใต้การใช้
มัธยฐาน (Levene's test based on median) (Riansut,
2019) หากพบว่าอนุกรมเวลาของค่าตลาดเคลื่อนมี
เงื่อนไขข้อใดข้อหนึ่งไม่เป็นจริง จะสรุปว่าตัวแบบ
พยากรณ์ไม่เหมาะสม และไม่สมควรนำไปใช้ในการ
พยากรณ์

5) พยากรณ์อนุกรมเวลา โดยใช้ตัวแบบ
พยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดจากขั้นตอนที่ 4

การเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์

การวิจัยครั้งนี้ได้คัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่
ถูกต้องและเหมาะสมกับอนุกรมเวลาราคาหัวมัน
สำปะหลังสด โดยการเปรียบเทียบราคาค่าหัวมันสำปะหลัง
สดของข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2562 ถึง
เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 จำนวน 13 ค่า กับค่าพยากรณ์
เพื่อคำนวณค่า MAPE และ RMSE โดยตัวแบบพยากรณ์ที่
ให้ค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด จัดเป็นตัวแบบที่มีความ
ถูกต้องและเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด
เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างกับข้อมูลจริง
น้อยที่สุด เกณฑ์ MAPE และ RMSE แสดงดังสมการที่ (2)
และ (3) ตามลำดับ (Ket-iam, 2005)

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_2} \sum_{t=1}^{n_2} e_t^2} \quad (3)$$

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

Y_t แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_2 โดยที่ n_2
แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 2 ($n_2=13$)

ผลการวิจัย

จากการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของ
อนุกรมเวลาราคาหัวมันสำปะหลังสดชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือน
มกราคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน
264 ค่า พบว่าอนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น แต่มี
ส่วนประกอบของความผันแปรตามฤดูกาลไม่ชัดเจน
มากนัก (Figure 1) และจากการตรวจสอบความคงที่ของ
อนุกรมเวลา พบว่ากราฟ ACF มีลักษณะการเคลื่อนไหว
แบบลดลงอย่างช้า ๆ (Die down slowly) และกราฟ
PACF มีช่วงเวลาที่ 1 (Lag 1) ที่มีค่าความสัมพันธ์สูงเกิน
จากขอบเขตที่กำหนดอย่างชัดเจน (Figure 2) หมายความว่า
อนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้ม ซึ่งได้ผลสอดคล้องกับที่
สรุปไว้ใน Figure 1 ผู้วิจัยจึงกำจัดแนวโน้มโดยการหา
ผลต่างลำดับที่ 1 พบว่าอนุกรมเวลายังไม่มีความคงที่
เนื่องจากผลต่างลำดับที่ 1 มีความแปรปรวนไม่คงที่เมื่อ
เวลาเปลี่ยนแปลงไป (Figure 3) ดังนั้นการศึกษารั้งนี้
ผู้วิจัยจะทำการแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติก่อน
ดำเนินการสร้างตัวแบบพยากรณ์

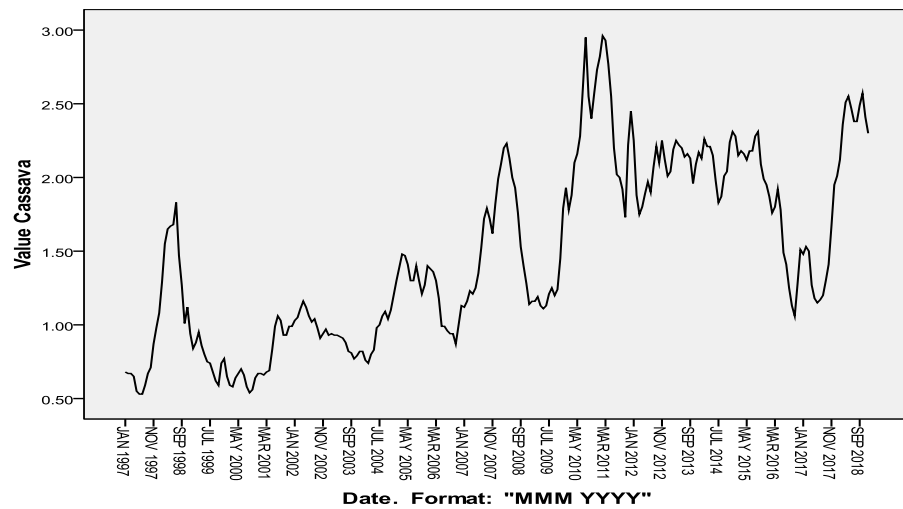


Figure 1 Run plot for the fresh cassava prices during January 1997 to December 2018

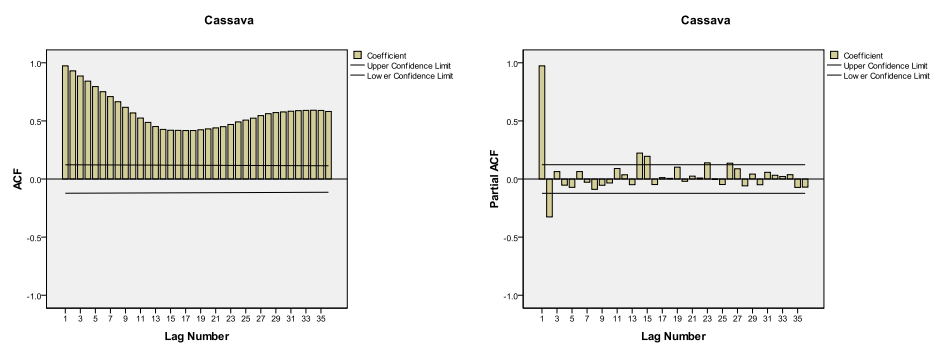


Figure 2 ACF and PACF of the fresh cassava prices

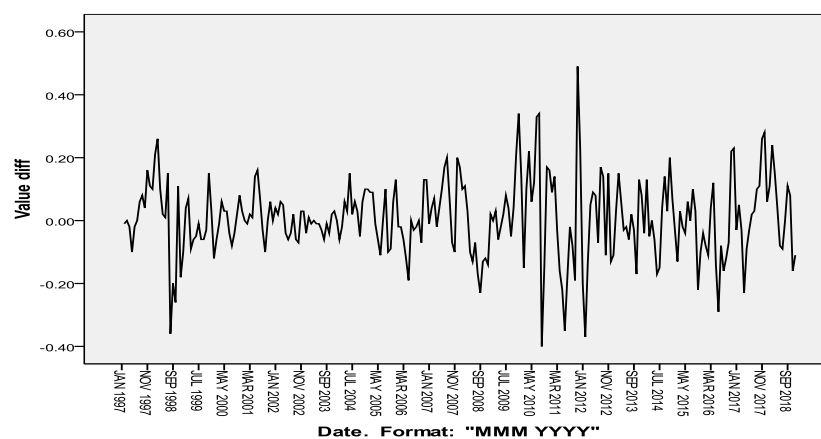


Figure 3 Run plot for the first difference of the fresh cassava prices

ผลการสร้างแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

หลังจากที่ได้แปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติ (ln) แล้ว ผู้วิจัยได้สร้างกราฟ ACF และ PACF ที่มีการแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 ($d=1$) ได้กราฟ ACF และ PACF (Figure 4) พบว่าอนุกรมเวลา มีลักษณะคงที่ จึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้ เริ่มต้นคือ ตัวแบบ SARIMA(2, 1, 1)(1, 0, 1)₁₂ พร้อมกับประมาณค่าพารามิเตอร์ โดยตัวแบบพยากรณ์ที่มีพารามิเตอร์ทุกตัวมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 มีค่า BIC ต่ำที่สุด (BIC=-5.209) และมีค่าสถิติ Ljung-Box Q ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag 18=23.313, $p\text{-value}=0.078$) คือ ตัวแบบ SARIMA(1, 1, 0)(1, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว เมื่อตรวจสอบคุณสมบัติของค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov $Z=0.974$, $p\text{-value}=0.332$) มีลักษณะเป็นไปอย่างสุ่ม (Runs Test: $Z=-1.421$, $p\text{-value}=0.155$) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ($t=0.134$, $p\text{-value}=0.894$) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene Statistic=1.224, $p\text{-value}=0.272$) ดังนั้นตัวแบบ SARIMA(1, 1, 0)(1, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว มีความเหมาะสม ซึ่งจากสมการที่ (1) สามารถเขียนเป็นตัวแบบได้ดังนี้

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \phi_1 B^{12})(1 - B)Z_t = (1 - \theta_1 B^{12})\varepsilon_t; Z_t = \ln(Y_t)$$

$$(1 - \phi_1 B^{12} - \phi_1 B + \phi_1 \phi_1 B^{13})(1 - B)Z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-12}$$

$$(1 - B - \phi_1 B^{12} + \phi_1 B^{13} - \phi_1 B + \phi_1 B^2 + \phi_1 \phi_1 B^{13}$$

$$- \phi_1 \phi_1 B^{14})Z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-12}$$

$$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} + \phi_1 Z_{t-12}$$

$$- (1 + \phi_1)\phi_1 Z_{t-13} + \phi_1 \phi_1 Z_{t-14} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-12}$$

จากการแทนค่าประมาณพารามิเตอร์ จะได้ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Z}_t = 1.45501Z_{t-1} - 0.45501Z_{t-2} + 0.99508Z_{t-12}$$

$$- 1.44785Z_{t-13} + 0.45277Z_{t-14} - 0.95383\varepsilon_{t-12};$$

$$Z_t = \ln(Y_t)$$

หรือ

$$\hat{Y}_t = \text{Exp}\{1.45501Z_{t-1} - 0.45501Z_{t-2} + 0.99508Z_{t-12}$$

$$- 1.44785Z_{t-13} + 0.45277Z_{t-14} - 0.95383\varepsilon_{t-12}\} \quad (4)$$

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

Z_{t-j} แทนลอการิทึมธรรมชาติของอนุกรมเวลา

ณ เวลา $t - j$

ε_{t-j} แทนค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์

ณ เวลา $t - j$; $\varepsilon_{t-j} = Z_{t-j} - \hat{Z}_{t-j}$

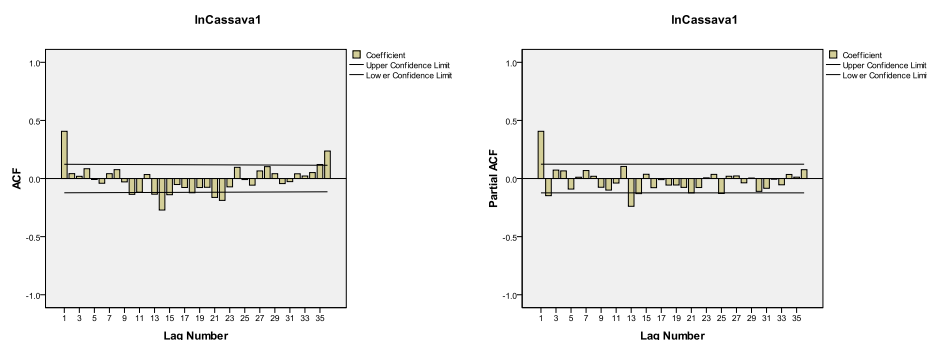


Figure 4 ACF and PACF of the first difference, $d=1$, and the natural logarithm of the fresh cassava prices

อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาที่กราฟ ACF (Figure 4) จะพบว่าที่ Lag 24 และ 36 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เกินจากขอบเขตเล็กน้อย ผู้วิจัยจึงสงสัยว่าอนุกรมเวลาชุดนี้อาจมีส่วนประกอบของความผันแปรตามฤดูกาลผสมอยู่ ดังนั้นจึงทำการแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 ($d=1$) และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1 ($D=1$) ได้กราฟ ACF

และ PACF (Figure 5) พบว่าอนุกรมเวลายังมีลักษณะไม่คงที่ เนื่องจากกราฟ ACF ยังมีลักษณะการเคลื่อนไหวแบบลดลงอย่างช้า ๆ จึงแปลงข้อมูลอีกครั้งด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 2 ($d=2$) และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1 ($D=1$) ได้กราฟ ACF และ PACF (Figure 6)

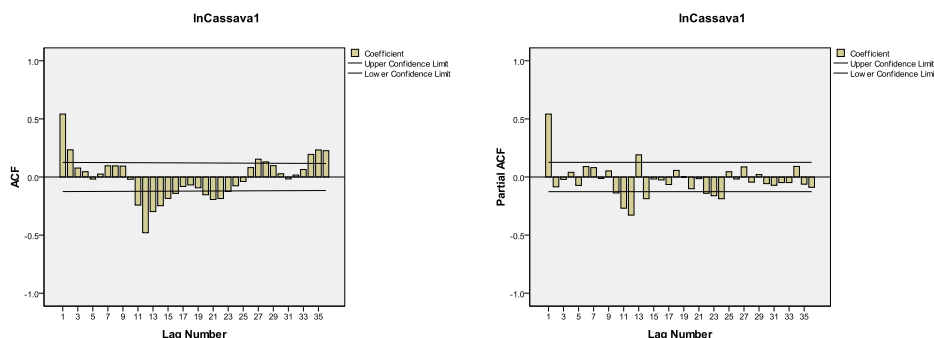


Figure 5 ACF and PACF of the first difference, $d=1$, the seasonal difference, $D=1$, and the natural logarithm of the fresh cassava prices

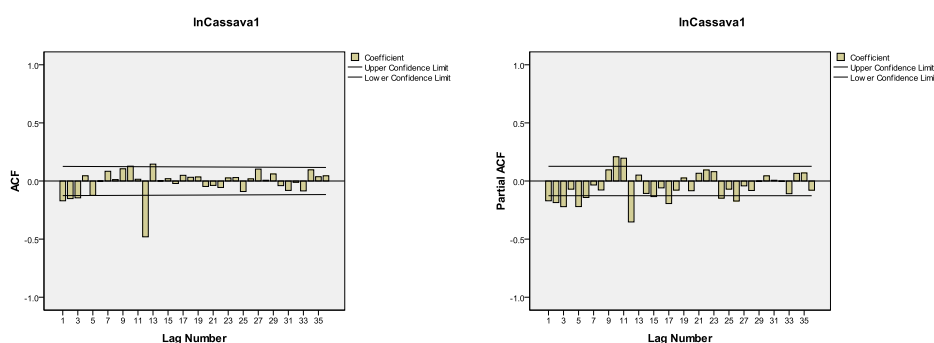


Figure 6 ACF and PACF of the second difference, $d=2$, the seasonal difference, $D=1$, and the natural logarithm of the fresh cassava prices

จาก Figure 6 พบว่าอนุกรมเวลามีลักษณะคงที่ จึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้เริ่มต้น คือ ตัวแบบ SARIMA(2, 2, 2)(1, 1, 1)₁₂ พร้อมกับประมาณค่าพารามิเตอร์โดยตัวแบบพยากรณ์ที่มีพารามิเตอร์ทุกตัวมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 มีค่า BIC ต่ำที่สุด (BIC=-4.863) และมีค่าสถิติ Ljung-Box Q ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 (Ljung-Box Q ณ lag 18=21.731, $p\text{-value}=0.115$) คือ ตัวแบบ SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว เมื่อตรวจสอบคุณสมบัติของค่าคลาดเคลื่อนจากการ

พยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าค่าคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov $Z=1.163$, $p\text{-value}=0.133$) มีลักษณะเป็นไปอย่างสุ่ม (Runs Test: $Z=-1.141$, $p\text{-value}=0.254$) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ($t=-0.342$, $p\text{-value}=0.733$) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene Statistic=1.257, $p\text{-value}=0.250$) ดังนั้นตัวแบบ SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว มีความเหมาะสม

ซึ่งจากสมการที่ (1) สามารถเขียนเป็นตัวแทนได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
 (1 - \phi_1 B)(1 - \phi_1 B^{12})(1 - B)^2(1 - B^{12})Z_t &= \\
 (1 - \theta_1 B)\varepsilon_t; Z_t = \ln(Y_t) \\
 (1 - \phi_1 B^{12} - \phi_1 B + \phi_1 \phi_1 B^{13})(1 - 2B + B^2) \\
 (1 - B^{12})Z_t &= \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \\
 (1 - \phi_1 B^{12} - \phi_1 B + \phi_1 \phi_1 B^{13})(1 - B^{12} - 2B + 2B^{13} + B^2 - B^{14}) \\
 Z_t &= \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \\
 (1 - B^2 - 2B + 2B^{13} + B^2 - B^{14} - \phi_1 B^{12} + \phi_1 B^{24} + 2\phi_1 B^{13} \\
 - 2\phi_1 B^{25} - \phi_1 B^{14} + \phi_1 B^{26} - \phi_1 B + \phi_1 B^{13} + 2\phi_1 B^2 \\
 - 2\phi_1 B^{14} - \phi_1 B^3 + \phi_1 B^{15} + \phi_1 \phi_1 B^{13} - \phi_1 \phi_1 B^{25} \\
 - 2\phi_1 \phi_1 B^{14} + 2\phi_1 \phi_1 B^{26} + \phi_1 \phi_1 B^{15} - \phi_1 \phi_1 B^{27}) \\
 Z_t &= \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \\
 Z_t &= (2 + \phi_1)Z_{t-1} - (1 + 2\phi_1)Z_{t-2} + \phi_1 Z_{t-3} + (1 + \phi_1)Z_{t-12} \\
 &\quad - (2 + \phi_1)(1 + \phi_1)Z_{t-13} + (1 + 2\phi_1)(1 + \phi_1)Z_{t-14} \\
 &\quad - \phi_1(1 + \phi_1)Z_{t-15} - \phi_1 Z_{t-24} + (2 + \phi_1)\phi_1 Z_{t-25} \\
 &\quad - (1 + 2\phi_1)\phi_1 Z_{t-26} + \phi_1 \phi_1 Z_{t-27} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}
 \end{aligned}$$

จากการแทนค่าประมาณพารามิเตอร์ จะได้ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\begin{aligned}
 \hat{Z}_t &= 2.56148Z_{t-1} - 2.12296Z_{t-2} + 0.56148Z_{t-3} + 0.47256Z_{t-12} \\
 &\quad - 1.21045Z_{t-13} + 1.00323Z_{t-14} - 0.26533Z_{t-15} \\
 &\quad + 0.52744Z_{t-24} - 1.35103Z_{t-25} + 1.11973Z_{t-26}
 \end{aligned}$$

$$-0.29615Z_{t-27} - 0.99760e_{t-1}; Z_t = \ln(Y_t)$$

หรือ

$$\begin{aligned}
 \hat{Y}_t &= \text{Exp}\{2.56148Z_{t-1} - 2.12296Z_{t-2} + 0.56148Z_{t-3} \\
 &\quad + 0.47256Z_{t-12} - 1.21045Z_{t-13} + 1.00323Z_{t-14} \\
 &\quad - 0.26533Z_{t-15} + 0.52744Z_{t-24} - 1.35103Z_{t-25} \\
 &\quad + 1.11973Z_{t-26} - 0.29615Z_{t-27} - 0.99760e_{t-1}\} \quad (5)
 \end{aligned}$$

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

Z_{t-j} แทนลอการิทึมธรรมชาติของอนุกรมเวลา

ณ เวลา $t - j$

e_{t-j} แทนค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์

ณ เวลา $t - j$; $e_{t-j} = Z_{t-j} - \hat{Z}_{t-j}$

ผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์

จากการใช้ตัวแบบพยากรณ์ในสมการที่ (4) และ (5) เพื่อพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 หรือราคาหัวมันสำปะหลังสดตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2562 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2563 จำนวน 13 ค่า จากนั้นเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ที่ได้กับค่าจริงโดยการคำนวณค่า MAPE และ RMSE ในสมการที่ (2) และ (3) ตามลำดับ (Table 1)

Table 1 MAPE and RMSE of the second dataset

Forecasting Models	MAPE	RMSE
SARIMA(1, 1, 0)(1, 0, 1) ₁₂ with no constant	14.3342	0.2998
SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 0) ₁₂ with no constant	7.2949	0.1570

จาก Table 1 พบว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ที่มีตัวแบบ SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 0)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว ดังแสดงในสมการที่ (5) มีความถูกต้องและเหมาะสมมากที่สุด เนื่องจากให้ค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด หรือให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างกับข้อมูลจริงน้อยที่สุด โดยวิธีการพยากรณ์นี้มีความผิดพลาดจากการพยากรณ์

ร้อยละ 7.2949 (MAPE=7.2949) หรือมีความผิดพลาดจากการพยากรณ์ 0.1570 บาท/กิโลกรัม (RMSE=0.1570) ซึ่งทั้ง 2 เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ให้ผลเป็นไปในทิศทางเดียวกัน จึงทำให้น่าเชื่อถือได้มากยิ่งขึ้นว่าตัวแบบดังกล่าวมีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด

วิจารณ์ผลการวิจัย

หลังจากที่ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่สร้างจากข้อมูลชุดที่ 1 หรือราคาหัวมันสำปะหลังสด ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 264 ค่า ผู้วิจัยได้พิจารณาความเหมาะสมของตัวแบบพยากรณ์โดยพิจารณาที่ค่า BIC ที่ต่ำที่สุด เนื่องจากค่า BIC ได้ถูกคำนวณภายใต้ค่าคลาดเคลื่อน ดังนั้นถ้าตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มีค่า BIC ต่ำ หมายความว่า ค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีค่าต่ำด้วย รวมถึงการพิจารณาค่า MAPE และ RMSE ที่คำนวณจากสมการที่ (2) และ (3) ตามลำดับ พบว่าภายใต้เกณฑ์ค่า BIC, MAPE และ RMSE ที่ต่ำที่สุด วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ SARIMA(1, 1, 0)(1, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว ดังแสดงในสมการที่ (4) มีความถูกต้องและเหมาะสมมากที่สุด (Table 2) จึงอาจกล่าวโดยสรุปได้ว่า ถ้าพิจารณาเพียงข้อมูลชุดที่ 1 เราอาจสรุปว่า ตัวแบบ SARIMA(1, 1, 0)(1, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว ดังแสดงในสมการที่ (4) มีความถูกต้องและเหมาะสมมากที่สุด เพราะมีผลของการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ที่ดีกว่า แล้วนำตัวแบบนี้ไปพยากรณ์ราคาหัวมันสำปะหลังสดในอนาคต ซึ่งตามหลักการของการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยเทคนิคการ

พยากรณ์ (Forecasting techniques) จะไม่ได้ทำเช่นนั้น กล่าวคือ จะต้องแบ่งข้อมูลที่น่ามาศึกษาออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ และชุดที่ 2 สำหรับการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ จากนั้นจึงนำข้อมูลชุดที่ 1 มาสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์ที่หลากหลาย ซึ่งการศึกษาครั้งนี้ได้พิจารณาวิธีการพยากรณ์ที่หลากหลายวิธี นอกเหนือจากวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เพื่อให้ครอบคลุมวิธีการพยากรณ์ทางสถิติที่เป็นไปได้ทั้งหมด ได้แก่ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์ (Brown's Exponential Smoothing Method) วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ พบว่าวิธีการเหล่านี้ไม่มีความเหมาะสม เนื่องจากมีค่าสถิติ Ljung-Box Q มีนัยสำคัญ อีกทั้งยังมีค่า BIC, MAPE หรือ RMSE ที่สูงกว่าวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Table 3)

Table 2 BIC, MAPE and RMSE of the first dataset

Forecasting Models	BIC	MAPE	RMSE
SARIMA(1, 1, 0)(1, 0, 1) ₁₂ with no constant	<u>-5.209</u>	<u>5.3226</u>	<u>0.1104</u>
SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 0) ₁₂ with no constant	-4.863	6.2383	0.1352

Table 3 BIC, Ljung-Box Q, MAPE and RMSE of the first dataset

Forecasting methods	BIC	Ljung-Box Q at lag 18	MAPE	RMSE
Holt	-4.960	Ljung-Box Q = 96.620, $p\text{-value} < 0.0001$	6.3857	0.1234
Brown	-4.899	Ljung-Box Q = 93.918, $p\text{-value} < 0.0001$	6.4406	0.1334
Damped	-5.115	Ljung-Box Q = 53.545, $p\text{-value} < 0.0001$	5.6046	0.1137
Simple Seasonal	-5.091	Ljung-Box Q = 112.254, $p\text{-value} < 0.0001$	5.9443	0.1184
Winters' Additive	-5.106	Ljung-Box Q = 120.097, $p\text{-value} < 0.0001$	5.7877	0.1155
Winters' Multiplicative	-4.782	Ljung-Box Q = 120.550, $p\text{-value} < 0.0001$	6.9361	0.1473

จากการใช้ตัวแบบ SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 0)₁₂ พบว่าราคาหัวมันสำปะหลังสดมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น (Table 4 และ Figure 7) ไม่มีพจน์ค่าคงตัว ในการพยากรณ์ราคาหัวมันสำปะหลังสด ตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2563

Table 4 Forecast values of the fresh cassava prices

Time	Forecast values	Time	Forecast values	Time	Forecast values
FEB 2020	2.12	JUN 2020	2.13	OCT 2020	2.30
MAR 2020	2.25	JUL 2020	2.08	NOV 2020	2.28
APR 2020	2.24	AUG 2020	2.09	DEC 2020	2.29
MAY 2020	2.21	SEP 2020	2.20		

**Figure 7** Comparison of fresh cassava prices and its forecasts from SARIMA(1, 2, 1)(1, 1, 0)₁₂ with no constant

อย่างไรก็ตาม ราคาหัวมันสำปะหลังสดมีการเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ อาจเป็นเพราะสถานการณ์การผลิต สถานการณ์ตลาด ปริมาณความต้องการบริโภคทั้งภายใน และต่างประเทศ สภาวะเศรษฐกิจ นโยบายการส่งออก ระหว่างประเทศ หรือปัจจัยอื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง ดังนั้นจึงควร พิจารณาตัวแปรเหล่านี้เพื่อใช้ในการสร้างตัวแบบ พยากรณ์ให้มีความถูกต้องเหมาะสมมากยิ่งขึ้น โดยการ สร้างเป็นตัวแบบถดถอย (Regression Model) ซึ่งผู้อ่าน สามารถศึกษาวิธีการสร้างตัวแบบลักษณะนี้ได้จาก Montgomery *et al.* (2006) อีกทั้งเมื่อมีราคาหัวมัน สำปะหลังสดที่เป็นปัจจุบันมากขึ้นหรือราคาหัวมัน สำปะหลังสดมีความผันผวนเพิ่มขึ้น ผู้วิจัยควรนำมา ปรับปรุงตัวแบบ เพื่อให้ได้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีความ เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ค่าในอนาคตต่อไป

สรุปผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ได้นำเสนอวิธีการสร้างและ คัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาราคา หัวมันสำปะหลังสดด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ โดยใช้ข้อมูล จากเว็บไซต์ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 264 ค่า เป็นข้อมูลชุดที่ 1 สำหรับการสร้างตัว แบบพยากรณ์ และข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2562 ถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2563 จำนวน 13 ค่า เป็นข้อมูล ชุดที่ 2 สำหรับการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบ พยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ MAPE และ RMSE ที่ต่ำที่สุด ผลการศึกษาพบว่า สามารถสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วย วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ได้ 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ SARIMA (1, 1, 0)(1, 0, 1)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว และตัวแบบ SARIMA (1, 2, 1)(1, 1, 0)₁₂ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว แต่จาก การเปรียบเทียบค่า MAPE และ RMSE ของข้อมูลชุดที่ 2 พบว่าตัวแบบ SARIMA (1, 2, 1)(1, 1, 0)₁₂ ไม่มีพจน์ค่า คงตัว มีความเหมาะสมมากที่สุด ซึ่งสามารถเขียนเป็น สมการพยากรณ์ได้ดังนี้

$$\hat{Y}_t = \text{Exp}\{2.56148Z_{t-1} - 2.12296Z_{t-2} + 0.56148Z_{t-3} + 0.47256Z_{t-12} - 1.21045Z_{t-13} + 1.00323Z_{t-14} - 0.26533Z_{t-15} + 0.52744Z_{t-24} - 1.35103Z_{t-25} + 1.11973Z_{t-26} - 0.29615Z_{t-27} - 0.99760e_{t-1}\}$$

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลราคาหัวมันสำปะหลังสดสำหรับการ วิจัยครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

- Agricultural Information Center. 2018. **Farmers cassava price after it rose 2.49 Baht/Kg.** [Online]. Available <https://www.moac.go.th/news-preview-401191791168> (12 February 2020). [in Thai]
- Box, G.E.P., G.M. Jenkins and G.C. Reinsel. 1994. **Time Series Analysis: Forecasting and Control.** 3rd Ed. New Jersey: Prentice Hall. 438 p.
- Keerativibool, W. 2014. Forecasting the export quantity of rubber compound. **Srinakharinwirot Science Journal** 30(2): 41-56. [in Thai]
- _____. 2016. Forecasting model for the export volumes of cassava. **Thaksin University Journal** 19(1): 31-43. [in Thai]
- Ket-iam, S. 2005. **Forecasting Technique.** 2nd Ed. Songkhla: Thaksin University. 328 p. [in Thai]

- Komkul, P. 2017. Forecasting cassava starch price in Thailand by using time series models. **The Journal of King Mongkut's University of Technology North Bangkok** 27(4): 805-820. [in Thai]
- Montgomery, D.C., E.A. Peck and G.G. Vining. 2006. **Introduction to Linear Regression Analysis**. 4th Ed. New York: Wiley. 535 p.
- Office of Agricultural Economics. 2020. **Fresh cassava prices**. [Online]. Available http://www.oae.go.th/assets/portals/1/files/price/monthly_price/casava.pdf (11 February 2020).
- Riansut, W. and N. Nisan. 2017. Forecasting the export volume of processed chicken. **Naresuan University Journal: Science and Technology** 25(2): 140-152. [in Thai]
- Riansut, W. 2019. Comparison of tapioca selling prices forecast model by statistical forecasting methods. **Journal of Agricultural Research and Extension** 36(3): 54-65. [in Thai]
- Schwarz, G. 1978. Estimating the dimension of a model. **The Annals of Statistics** 6(2): 461-464.
- Thanapala, D., T. Charoensiri and C. Soponpimol. 2016. Forecasting of factory pineapple prices with Box-Jenkins method. **Burapha Science Journal** 21(1): 110-118. [in Thai]
- Thitinunpong, N. and P. Parthanadee. 2012. Forecasting of Fresh Cassava Root Buying Prices and Cassava Chip Selling Prices. pp. 1-8. *In Proceedings of the 50th Kasetsart University Annual Conference*. Bangkok: Kasetsart University. [in Thai]