



การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

สุมิตรา เมืองขวา วท.ม. (วิทยาศาสตร์ศึกษา), วท.ม. (ชีวสถิติ)^{1*}

¹ ภาควิชาเวชศาสตร์เขตเมือง คณะแพทยศาสตร์วชิรพยาบาล มหาวิทยาลัยนวมินทราธิราช กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย

* ผู้ติดต่อ, อีเมล: gayy2521@gmail.com

Vajira Med J. 2019; 63 Suppl: S185-92

บทคัดย่อ

การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์โดยใช้ตัวแบบอาร์มา เป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องและแม่นยำสูง เนื่องจากต้องตรวจสอบคุณสมบัติสแตชันนารีของอนุกรมเวลาก่อนเสมอ โดยพิจารณาจากกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนเพื่อกำหนดตัวแบบพยากรณ์ มาประมาณค่าพารามิเตอร์และคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสม สำหรับใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในอนาคตให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์น้อยที่สุด



Time Series Forecasting by using Box-Jenkins Method

Sumittra Muangkhua BNS, MSc (Science education), MSc (Biostatistics)^{1*}

¹ Department of Urban Medicine, Faculty of Medicine Vajira Hospital, Navamindradhiraj University ,Bangkok, Thailand

* Corresponding author, email address: gayy2521@gmail.com

Vajira Med J. 2019; 63 Suppl: S185-92

Abstract

Time series forecasting by Box-Jenkins method using ARIMA model is a highly accurate forecasting method. Because of need to stationary properties checking of the time series from autocorrelation function (ACF) and partial autocorrelation function (PACF). To determine the forecasting models, parameter estimation and select the appropriate model for time series forecasting in the future to result in the forecast least errors.

Keyword: Time Series, Forecasting, Box-Jenkins Method, ARIMA Model

บทนำ

การพยากรณ์เป็นสิ่งสำคัญและเกี่ยวข้องกับการดำเนินชีวิตของคนในปัจจุบันมากขึ้น เช่น การคาดคะเนเวลาที่ใช้ในการเดินทาง การคาดคะเนจำนวนผู้ใช้บริการ การพยากรณ์ลักษณะอากาศ เป็นต้น ซึ่งการที่จะพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตได้นั้นจำเป็นต้องอาศัยข้อมูลในอดีตที่เกี่ยวข้องกับเหตุการณ์นั้น ๆ เพื่อประกอบการวางแผนพยากรณ์คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา (time series data) เป็นข้อมูลที่แสดงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรใดตัวแปรหนึ่งที่เปลี่ยนไปตามเวลา หน่วยของเวลาอาจเป็น ปี เดือน สัปดาห์ วัน ชั่วโมง สามารถกระทำได้โดยอาศัยตัวแบบทางคณิตศาสตร์ (mathematical models) ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ และพิจารณาจากสถานการณ์อื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องร่วมด้วย เนื่องจากการพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตสามารถเกิดความคลาดเคลื่อนได้เสมอ ดังนั้นการเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีใดวิธีหนึ่งจำเป็นต้องพิจารณาจากองค์ประกอบหลักคือ ช่วงเวลา ข้อมูลที่มีอยู่ รูปแบบของข้อมูล ชนิดของตัวแบบ ค่าใช้จ่าย ความถูกต้องแม่นยำ การประยุกต์ และความซับซ้อนของวิธีการพยากรณ์เพื่อตัดสินใจเลือกวิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมากที่สุด¹⁻⁵

Weiss และ Gershon ได้แบ่งประเภทของการพยากรณ์เป็น 2 ประเภท ได้แก่ การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (qualitative forecast methods) เป็นการพยากรณ์เหตุการณ์ที่ไม่มีข้อมูลในอดีตเกี่ยวข้องกับเหตุการณ์นั้นเลย เนื่องจากการเป็นการกระทำครั้งแรก เช่น การผลิตสินค้าชนิดใหม่ เป็นต้น จำเป็นต้องอาศัยความคิดเห็นของผู้เชี่ยวชาญในด้านนั้น ๆ เป็นหลัก และการพยากรณ์เชิงปริมาณ (quantitative forecast methods) เป็นเทคนิคที่อาศัยข้อมูลในอดีตมาพยากรณ์อนาคตด้วยตัวแบบทางคณิตศาสตร์^{1, 6} ซึ่งในบทความนี้ได้นำเสนอการวิเคราะห์อนุกรมเวลาหรือการพยากรณ์อนุกรมเวลา (time series forecasting) โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) โดยใช้ตัวแบบอาร์มา (ARIMA model) ซึ่งเป็นการพยากรณ์เชิงปริมาณวิธีหนึ่งที่มีความถูกต้องและแม่นยำสูง เนื่องจากต้องทำการตรวจสอบคุณสมบัติสแตชันนารีของอนุกรมเวลา (stationary time series) ว่ามีลักษณะนิ่งหรือไม่ก่อนดำเนินการวิเคราะห์ และที่สำคัญคือวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดรูปแบบขึ้น

ก่อนทำการวิเคราะห์ ซึ่งในระหว่างที่ทำการวิเคราะห์รูปแบบของการพยากรณ์จะถูกกำหนดขึ้นมาเองทำให้ตัวแบบที่ได้มีความคลาดเคลื่อนต่ำและให้รายละเอียดข้อมูลที่ต้องการอย่างชัดเจน เหมาะสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่แน่นอนมีวัฏจักรและฤดูกาลที่ชัดเจน ส่วนการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นต้องกำหนดรูปแบบของความสัมพันธ์ก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ ซึ่งเป็นการยากในการกำหนดรูปแบบให้มีความเหมาะสมได้^{2, 7-13}

แนวคิดการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

ในปี ค.ศ. 1972 George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins ได้พัฒนาวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นโดยใช้ตัวแบบอาร์มา (ARIMA model) หรือวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) ภายใต้แนวคิดที่ว่าอนุกรมเวลาที่พิจารณาสามารถอธิบายได้ด้วยตัวแบบสโตคาสติก (stochastic model) ซึ่งมีลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเอง (autocorrelation) และสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (partial autocorrelation) ที่แตกต่างกันไปเมื่อตัวแบบมีความแตกต่างกัน จึงมีการเลือกตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์โดยพิจารณาจากลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเองและสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน และกำหนดตัวแบบสโตคาสติกที่เป็นไปได้ให้เป็นตัวแบบสโตคาสติกที่มีลักษณะของสหสัมพันธ์ในตัวเองและสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนที่เหมือนกัน โดยตัวแบบที่เป็นไปได้อาจมีได้มากกว่า 1 ตัวแบบ ซึ่งต้องทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบที่กำหนดขึ้นและตรวจสอบความถูกต้องและเหมาะสมของตัวแบบนั้น ก่อนที่จะนำตัวแบบไปใช้ในการพยากรณ์ต่อไป จึงทำให้การพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์มีความถูกต้อง แม่นยำ และได้รับความนิยมอย่างมาก^{2, 7-15}

ตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

การสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยหาตัวแบบที่เหมาะสมให้กับข้อมูลอนุกรมเวลา โดยมีลักษณะสำคัญคือ อนุกรมเวลาต้องมีลักษณะนิ่ง (stationary) โดยพิจารณาจากกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (autocorrelation function; ACF) และกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (partial autocorrelation function; PACF) และกำหนดเป็นตัวแบบ

พยากรณ์ ซึ่งคำนึงถึงความผันแปรตามฤดูกาลร่วมด้วย โดยมีตัวแบบที่ครอบคลุมตัวแบบปกติทั่วไปและตัวแบบที่มีฤดูกาลคือ Autoregressive Integrated Moving Average; ARIMA(p,d,q)(P,D,Q) มีส่วนประกอบที่สำคัญคือ Autoregressive; AR(p) เป็นค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า หรือจำนวนเทอมที่ถอยในตัวเอง Integrated (I) เป็นอันดับผลต่าง (difference) ของอนุกรมเวลาที่ทำให้ข้อมูลหนึ่ง Moving Average; MA(q) เป็นค่าคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า q ค่า หรือจำนวนเทอมของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้¹⁴⁻¹⁵

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

กำหนดให้ Y_t คือ อนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\delta = \mu\phi_p(B)\Phi_p(B^s)$ คือ ค่าคงที่ โดยที่ μ คือค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนี้

d คือ อันดับของการหาผลต่าง

D คือ ผลต่างฤดูกาล

B คือ ตัวดำเนินการถอยหลัง (backward operator)

s คือ จำนวนคาบของฤดูกาล

t คือ คาบเวลา มีค่าตั้งแต่ 1, 2, ..., n โดยที่

n คือ จำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลา

ε_t คือ อนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงปกติและเป็นอิสระกัน มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา

$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ (non-seasonal autoregressive operator of order p; AR(p)) คือ ตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ p

$\Phi_p(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_p B^{Ps}$ (seasonal autoregressive operator of order P; SAR(P)) คือ ตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบมีฤดูกาลอันดับที่ P
 $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ (non-seasonal moving average operator of order q; MA(q)) คือ ตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ q
 $\Theta_q(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_q B^{Qs}$ (seasonal moving average operator of order Q; SMA(Q)) คือ ตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาลอันดับที่ Q

ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

ขั้นตอนที่ 1 การตรวจสอบคุณสมบัติสแตชันนารีของอนุกรมเวลา (stationary time series) เป็นการพิจารณาว่าอนุกรมเวลาเป็นสแตชันนารีหรือมีลักษณะนิ่งหรือไม่ คืออนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนคงที่ไม่ขึ้นกับเวลา โดยพิจารณาจากกราฟของอนุกรมเวลาหรือกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน หากข้อมูลอนุกรมเวลาไม่เป็นสแตชันนารีหรือมีลักษณะไม่นิ่งต้องทำการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้มีคุณสมบัติสแตชันนารีก่อนโดยการหาผลต่างของข้อมูลหรือการทำ dth difference เพื่อกำจัดแนวโน้ม และการหาค่า natural logarithm หรือการแปลงด้วยลอการิทึมเมื่อความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไม่คงที่

ขั้นตอนที่ 2 การกำหนดตัวแบบ (identification) ที่เป็นไปได้สำหรับการพยากรณ์ เป็นการพิจารณาตัวแบบ ARIMA(p,d,q)(P,D,Q) ที่เหมาะสมให้ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF เพื่อกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้ ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1:

ตัวแบบ	ACF	PACF
AR(p)	ลดลงเข้าสู่ 0 แบบรวดเร็ว	หลัง lag p มีค่าเท่ากับ 0
MA(q)	หลัง lag q มีค่าเท่ากับ 0	ลดลงเข้าสู่ 0 แบบรวดเร็ว
ARMA(p,q)	ลดลงเข้าสู่ 0 แบบรวดเร็ว	ลดลงเข้าสู่ 0 แบบรวดเร็ว

ขั้นตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ (parameter estimation) ของตัวแบบที่กำหนด เป็นการประมาณค่าพารามิเตอร์จากตัวแบบที่กำหนดในขั้นตอนที่ 2 เพื่อสร้างความสัมพันธ์ของสมการที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ สามารถทำได้หลายวิธี เช่น maximum likelihood method, least square method, conditional least square method เป็นต้น

ขั้นตอนที่ 4 การตรวจสอบความถูกต้องและเหมาะสมของตัวแบบ (diagnostic checking) เป็นการตรวจสอบว่าตัวแบบที่กำหนดขึ้นเหมาะสมกับอนุกรมเวลาหรือไม่ สามารถทำได้หลายวิธี เช่น การพิจารณาออโรรีโลแกรมของสหสัมพันธ์ (correlogram of autocorrelation; r_k) ของกลุ่มตัวอย่าง การตรวจสอบค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบด้วยการทดสอบที (t) และการทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบโดยการทดสอบของ Box-Pierce (Ljung-Box Q) เป็นต้น

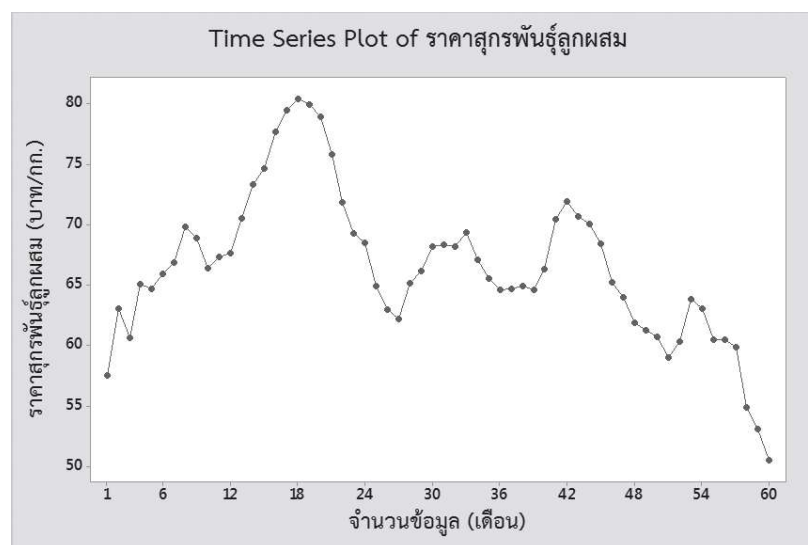
ขั้นตอนที่ 5 การพยากรณ์ (forecasting) เป็นการใช้ตัวแบบพยากรณ์หรือสมการจากตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดจากขั้นตอนที่ 4 ไปพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในอนาคต

ตัวอย่างการหาตัวแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

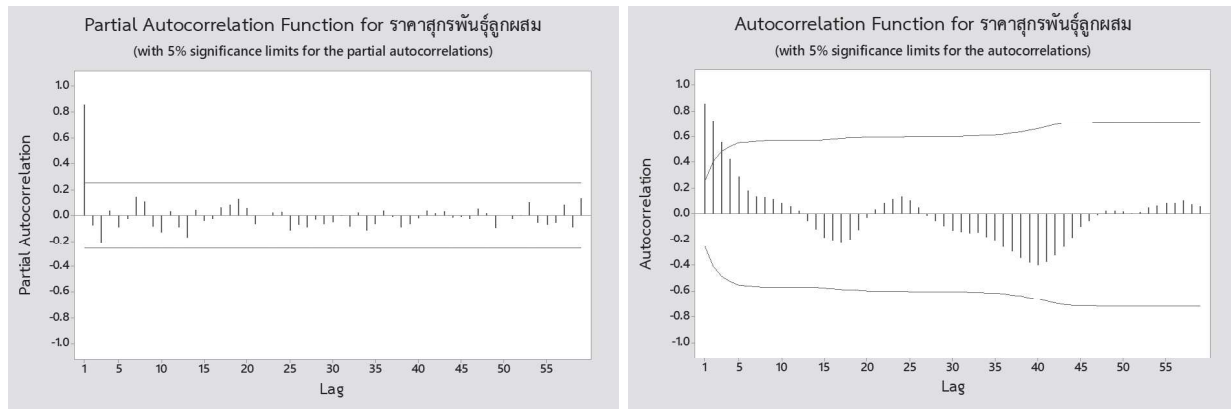
การพยากรณ์ราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัม ขึ้นไปที่เกษตรกรขายได้ที่ฟาร์ม ด้วยวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์

โดยใช้ข้อมูลย้อนหลังจากเว็บไซต์สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร¹⁶ จำนวน 63 เดือน เริ่มตั้งแต่เดือนมกราคม 2556 ถึงมีนาคม 2561 โดยแบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 จำนวน 60 เดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม 2556 ถึงธันวาคม 2560 สำหรับใช้สร้างตัวแบบพยากรณ์ และนำตัวแบบที่ได้มาพยากรณ์ราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไปเทียบกับราคาจริงของสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัม ขึ้นไปที่เกษตรกรขายได้ที่ฟาร์มในข้อมูลชุดที่ 2 จำนวน 3 เดือนคือ เดือนมกราคม 2561 ถึงมีนาคม 2561 และทำการพยากรณ์ล่วงหน้าอีก 3 เดือนคือ เดือนเมษายน 2561 ถึงมิถุนายน 2561 โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป MINITAB 17

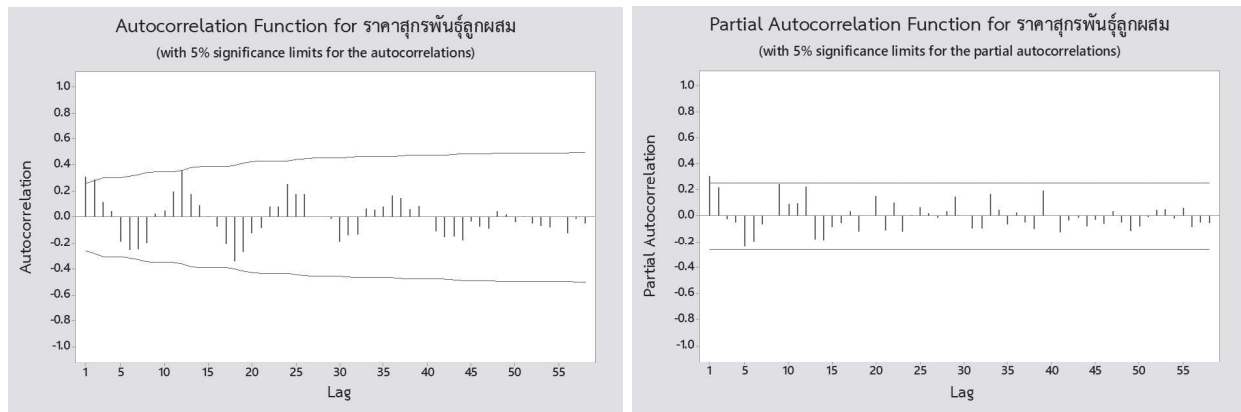
เมื่อพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาของราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไปเดือนมกราคม 2556 ถึงมีนาคม 2561 ในภาพที่ 1 พบว่า มีส่วนประกอบของแนวโน้มที่มีลักษณะไม่คงที่ และจากกราฟ ACF และ PACF ในภาพที่ 2 พบว่า อนุกรมเวลาไม่เสถียรหรือมีลักษณะไม่นิ่ง โดยมีส่วนประกอบของแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลที่ไม่คงที่ จึงทำการแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลอันดับที่ 1 เมื่อจำนวนฤดูกาลเท่ากับ 12 ($d = 1, D = 1, s = 12$) จะได้กราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่แปลงข้อมูลแล้วในภาพที่ 3 ซึ่งมีแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลที่คงที่



รูปที่ 1: อนุกรมเวลาของราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไปเดือนมกราคม 2556 - มีนาคม 2561



รูปที่ 2: กราฟ ACF และ PACF สำหรับอนุกรมเวลาของราคาพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไปเดือนมกราคม 2556 - มีนาคม 2561



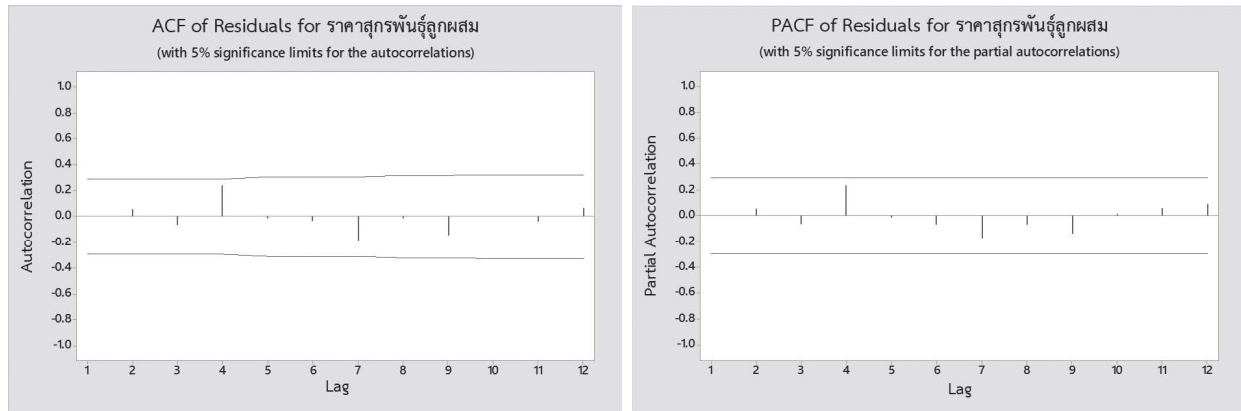
รูปที่ 3: กราฟ ACF และ PACF สำหรับอนุกรมเวลาของราคาพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไปเดือนมกราคม 2556 - มีนาคม 2561 เมื่อแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลอันดับที่ 1

จากภาพที่ 3 เมื่อพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF สามารถกำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้คือ ตัวแบบ $ARIMA(0,1,0)(2,1,1)_{12}$ และทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2:

ค่าประมาณของตัวแบบ $ARIMA(0,1,0)(2,1,1)_{12}$

พารามิเตอร์	ค่าประมาณ	SE	ค่าสถิติ T	p-value
Φ_1 (SAR12)	-0.4919	0.1382	-3.56	0.001
Φ_2 (SAR24)	-0.3712	0.1318	-2.82	0.007
Θ_1 (SMA12)	0.8171	0.1523	5.36	<0.001
δ (Constant)	-0.66851	0.04111	-16.26	<0.001



รูปที่ 4: กราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ $ARIMA(0,1,0)(2,1,1)_{12}$

ตารางที่ 3:

ค่าสถิติ Box-Pierce (Ljung-Box Q) ของตัวแบบ $ARIMA(0,1,0)(2,1,1)_{12}$

Lag	12	24	36
Chi-square	7.5	18.2	34.2
DF	8	20	32
p-value	0.481	0.573	0.363

ทำการตรวจสอบความถูกต้องและเหมาะสมของตัวแบบ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์โดยวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ที่มีตัวแบบ $ARIMA(0,1,0)(2,1,1)_{12}$ ในภาพที่ 4 พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของความคลาดเคลื่อนตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่น (confident band) 95% แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์ต่อกัน และจากตารางที่ 3 พบว่า ค่าสถิติ Box-Pierce (Ljung-Box Q) ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติคือ ค่าของตัวแบบทดสอบสถิติ $Q_{12} = 7.5$ (p-value = 0.481), $Q_{24} = 18.2$ (p-value = 0.573) และ $Q_{36} = 34.2$ (p-value = 0.363) แสดงว่าตัวแบบ $ARIMA(0,1,0)(2,1,1)_{12}$ มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้

จากนั้นนำตัวแบบมาพยากรณ์ราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไป ในเดือนมกราคมถึงมีนาคม 2561 เทียบกับราคาจริง และพยากรณ์ราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไป ล่วงหน้าอีก 3 เดือนคือ เดือนเมษายนถึงมิถุนายน 2561 ดังตารางที่ 4

จากตารางที่ 4 เมื่อพิจารณาค่าพยากรณ์และค่าจริงของราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไป ที่เกษตรกรขายได้ที่ฟาร์ม พบว่ามีความใกล้เคียงกัน โดยมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (Root Mean Square Error; RMSE) เท่ากับ 1.2720 บาท/กก.

สรุป

การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นการพยากรณ์เชิงปริมาณวิธีหนึ่งที่มีความถูกต้องสูง เนื่องจากก่อนที่จะนำข้อมูลอนุกรมเวลามาวิเคราะห์ต้องมีการตรวจสอบคุณสมบัติเบื้องต้นของอนุกรมเวลาก่อนเสมอ เพื่อกำหนดตัวแบบและคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ให้เกิดความผิดพลาดจากค่าจริง (actual value) น้อยที่สุด จึงทำให้ผลการพยากรณ์ที่ได้ค่อนข้างแม่นยำ จากตัวอย่างการพยากรณ์ราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไป ที่เกษตรกรขายได้ที่ฟาร์มในเดือนมกราคมถึงมีนาคม 2561 โดยใช้ตัวแบบ $ARIMA(0,1,0)(2,1,1)_{12}$ พบว่าค่าพยากรณ์และค่าจริงมีความใกล้เคียงกัน โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 1.2720 บาท/กก.

ตารางที่ 4:

การพยากรณ์ราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไปที่เกษตรกรขายได้ที่ฟาร์มด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,0)(2,1,1)₁₂ เดือนมกราคม ถึงมิถุนายน 2561 โดยมีพจน์ค่าคงที่ (หน่วย: บาท/กก.)

ช่วงเวลา	ค่าพยากรณ์ราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไป	ค่าจริงของราคาสุกรพันธุ์ลูกผสม น้ำหนัก 100 กิโลกรัมขึ้นไป
มกราคม 2561	47.4358	48.22
กุมภาพันธ์ 2561	46.7672	47.90
มีนาคม 2561	45.0415	46.55
เมษายน 2561	47.1218	
พฤษภาคม 2561	46.3162	
มิถุนายน 2561	46.9340	

เอกสารอ้างอิง

1. M. Manmin. Time series and forecasting. Bangkok: Prakaypruek Publishing Center; 2006.
2. Wei WWS. Time series analysis: Univariate and multivariate method. Addison Wesley Pub; 1990.
3. K. Vanichbuncha. Statistical data analysis with excel Bangkok: Samlada Part., Ltd; 2009.
4. K. Vanichbuncha. Using SPSS for windows to analyze data, 15th ed. Bangkok: Dharmasam Co., Ltd; 2009.
5. S. Suwannawong. Techniques of forecasting quantitative. Nakhonpathom: Mahidol University Publishing; 2013.
6. Haward J. Weiss, Mark E. Gershon. Production and operations management, 2nd ed. Allyn and Bacon; 1993.
7. V. Lorchirachoonkul, J. Jitthavech. Forecasting techniques. 3rd ed. Bangkok: Project to promote academic documents, National Institute of Development Administration (NIDA); 2005.
8. S. Taesombat. Forecasting quantitative. Bangkok: Kasetsart University Publishing Center; 2006.
9. S. Ruangpeerakul. Statistical forecasting methods. Bangkok: Ramkhamhaeng University Publishing Center; 1997.
10. Lütkepohl H, Kräzig M. Applied time series econometrics. Cambridge, England: University Press; 2004.
11. Cryer JD, Chan K-S. Time series analysis with applications in R, 2nd ed. Springer, Science+Business Media, LLC; 2008.
12. Brockwell PJ, Davis RA. Introduction to time series and forecasting, 2nd ed. New York, United States of America: Springer-Verlag Inc; 2002.
13. Chatfield C. Time-series forecasting. Chapman Hall/CRC; 2000.
14. Bowerman BL, O'Connell RT. Forecasting and time series: an applied approach. 3rd ed. California: Duxbury Press; 1993.
15. Box GEP, Jenkins GM, Reinsel GC. Time series analysis: forecasting and control. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall; 1994.
16. Office of Agricultural Economics. Monthly agricultural product prices: crossbred pigs weighing 100 kg or more. Available: <http://www.oae.go.th/monthlyprice.html>, Retrieved April 19, 2018.