บทที่ 2

ทฤษฎีและผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 แนวคิดการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) คือค่าสังเกต (Observation) ชุดหนึ่งซึ่งถูกกำหนดขึ้น ณ เวลาต่างๆ ถ้าค่าสังเกตกระทำในเวลาที่ต่อเนื่องกันจะเรียกว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาต่อเนื่อง แต่ถ้าค่าสังเกตกระทำ ณ จุดเวลาที่ไม่ต่อเนื่องกัน เรียกว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาไม่ต่อเนื่อง ดังนั้นการวิเคราะห์ ข้อมูลอนุกรมเวลาจึงเป็นการวิเคราะห์ค่าสังเกตที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามเวลาที่กระทำ และลักษณะของการเปลี่ยนแปลงอาจจะมีรูปแบบหรือไม่มีก็ได้ แต่ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะการเปลี่ยนแปลงที่มีรูปแบบก็จะสามารถพยากรณ์รูปแบบในอนาคตได้ดีขึ้น

2.2 การพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARIMA

การพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARIMA ด้วยวิธีการ Box and Jenkins เป็นวิธีการพยากรณ์ค่าในอนาคตที่พัฒนาโดยนักสถิติผู้มีชื่อเสียงสองท่านคือ George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkinsในปี ค.ศ.1970 ซึ่งเป็นวิธีที่ให้ค่าพยากรณ์ที่ดี คือ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squared Error) ค่อนข้างต่ำ

การพยากรณ์ด้วยวิธี Box and Jenkins โดยในเบื้องต้นต้องพิจารณาว่าอนุกรมเวลาที่นำมาศึกษามีลักษณะเป็น Stationary หรือไม่ โดยพิจารณาจาก $E(Y_t)$ และ $Var(Y_t)$ คงที่สำหรับทุกค่าของ t หรือไม่ ถ้าอนุกรมเวลาเป็น Stationary และไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลและแนวโน้ม สามารถกำหนดรูปแบบ ARMA(p,q) (ทรงศิริ แต้สมบัติ, 2539)

ถ้า Y_t เป็นอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary) ซึ่งตัวแปร Y_t มีคุณสมบัติ คือ

Mean : $E(Y_t) = \mu$ (2.1)

Variance : $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$ (2.2)

Covariance : $E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] = \gamma_k$ (2.3)

ถ้า Y_t เป็นอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่ (Nonstationary) ซึ่งตัวแปร Y_t มีคุณสมบัติ คือ

Mean : $E(Y_t) = t\mu$ (2.4)

Variance : $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = t\sigma^2$ (2.5)

$$\text{Covariance} \quad : E[(Y_t-\mu)(Y_{t+k}-\mu)] = t\gamma_k \tag{2.6}$$

ถ้าอนุกรมเวลามีลักษณะเป็น Nonstationary ต้องแปลงอนุกรมเวลาให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ให้เป็น Stationary ด้วยวิธีการต่างๆดังนี้

วิธีที่ 1 การหาผลต่าง (regular difference) ถ้าอนุกรมเวลาได้รับอิทธิพลของแนวโน้มจะต้องแปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีแนวโน้ม

โดย $Z_t = \Delta^d Y_t$ d : ลำดับของการหาผลต่าง

เมื่อ d =1 $Z_t = \Delta Y_t = Y_t - Y_{y-1}$

เมื่อ d =2 $Z_t = \Delta^2 Y_t = \Delta(Y_t - Y_{t-1}) = \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1} = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$

เมื่อรูปแบบของ Box and Jenkins อยู่ในรูปแบบ Backward shift operator ซึ่งกำหนดสัญลักษณ์เป็น "B" กำหนดให้ $BY_t = Y_{t-1}$ และ $B^d Y_t = Y_{t-d}$ จาก

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$
$$\Delta Y_t = Y_t - BY_t$$
$$\Delta Y_t = (1-B)Y_t$$

วิธีที่ 2 การหาผลต่างฤดูกาล (seasonal differencing) ถ้าอนุกรมเวลาได้รับอิทธิพลของฤดูกาล จะแปลงอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีอิทธิพลจากฤดูกาล

โดย $Z_t = \Delta_S^D Y_t = (1-B^S)^D Y_t$ D : ลำดับของการหาผลต่าง

S : จำนวนฤดูกาลต่อปี

เมื่อ D=1 S=12

$$Z_t = \Delta_{12} Y_t = (1-B^{12})Y_t = Y_t - B^{12}Y_t = Y_t - Y_{t-12}$$

วิธีที่ 3 การหาผลต่างและผลต่างฤดูกาล กรณีที่อนุกรมเวลาได้รับอิทธิพลจากแนวโน้มและฤดูกาล จะแปลงอนุกรมเวลาโดยการหาผลต่างและผลต่างฤดูกาลควบคู่กันไป

โดย $Z_t = \Delta^d \Delta_S^D Y_t = (1-B)^d (1-B^S)^D Y_t$

เมื่อ d=1 และ D=1

$$Z_t = \Delta\Delta_{12} Y_t = (1-B)(1-B^{12})Y_t = Y_t - Y_{t-1} - Y_{t-12} + Y_{t-13}$$

วิธีที่ 4 การหาค่า natural logarithm ถ้าอนุกรมเวลามีความแปรปรวนไม่คงที่

โดย $Z_t = \ln(Y_t)$

2.2.1 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (UNIT ROOT TEST)

แนวคิดในการทดสอบ Unit Root เป็นการทดสอบว่าข้อมูลนั้นมีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของตัวแปรมีค่าคงที่หรือไม่ ซึ่งก็คือการทดสอบว่าข้อมูลมีความนิ่ง(Stationary) หรือไม่ เรียกว่า การทดสอบ Unit Root โดยสมมติและตั้งสมมติฐานว่าง(Null Hypothesis)ของการทดสอบ คือ $H_0 = \alpha = 1$ ซึ่งสมการที่ใช้ในการทดสอบ คือ $\mu_t = \alpha\mu_{t-1} + \varepsilon$ การทดสอบนี้เรียกว่า Dickey and Fuller test นอกจากนั้นยังเรียกว่า การทดสอบAugmented Dickey and Fuller test (Said and Dickey ,1984) ดังมีรายละเอียดดังนี้

1) การทดสอบ DF (Dickey and Fuller test)

กรณีตัวแปรมีค่าไม่คงที่ $X_t = \rho X_{t-1} + \varepsilon_t$

ผลการทดสอบ Unit Root ถ้า $|\rho| < 1$ X_t จะมีลักษณะนิ่ง แต่ถ้า $|\rho| = 1$ X_t จะมีลักษณะไม่นิ่ง และจากสมการข้างต้น สามารถเปลี่ยนรูปแบบสมการได้เป็น

$$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.7}$$

จากสมการดังกล่าว จะสามารถพิจารณาความนิ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ เมื่อ $\rho = (1+\theta)$ ซึ่ง ถ้า θ มีค่าเป็นลบ จะได้ว่า ρ มีค่าน้อยกว่า 1

ดังนั้นสรุปได้ว่าการปฏิเสธสมมติฐานว่าง $H_0 : \theta = 0$ ถือว่าเป็นการยอมรับสมมติฐาน $H_a : \theta < 0$ แสดงว่า $\rho < 1$ และX_t มีลักษณะ Integration of order zero (Charmza and Deadman,1992) นั่นคือ X_t มีลักษณะนิ่ง ในทางตรงกันข้ามถ้ายอมรับ $H_0 : \theta = 0$ หมายความว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่ง

อย่างไรก็ตาม ถ้าอนุกรมเวลามรลักษณะเป็น Random Walk ซึ่งมีแนวโน้มรวมอยู่ด้วย สามารถเขียนเป็นแบบจำลองที่อยู่ในรูป First Difference ดังนี้

กรณีทั่วไป $\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \varepsilon_t$

กรณีมีค่าคงที่ $\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t$

กรณีมีค่าคงที่และแนวโน้ม $\Delta X_t = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t$

2) การทดสอบ ADF (Augmented Dickey and Fuller test) การทดสอบอนุกรมเวลาที่มีปัญหา Serial Correlation ในค่า Error term (ε_t) เป็นการทดสอบที่ DF–Test ไม่สามารถทำได้ ดังนั้น ADF จึงเพิ่มค่า Lagged Change $\left[\sum_{j=1}^{\rho} \lambda_j \Delta X_{t-j}\right]$ เข้าไปในสมการดังนี้

$$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_1 \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.8}$$

$$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.9}$$

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.10}$$

การใส่ค่า Lagged Term (ρ) ว่ามีจำนวนเท่าใดจึงจะเหมาะสมสำหรับแต่ละข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมีหลักในการเลือก lag length นั้นที่เสนอโดย Enders ว่าควรจะเริ่ม lag length ที่มีค่าที่มากพอ แล้วพิจารณาความมีนัยสำคัญทางสถิติ ที่ระดับนัยสำคัญต่าง ๆ (σ = 0.01, 0.05 และ 0.1) เมื่อพบว่าที่ lag length ที่เลือกมีค่า t-statistic ที่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ณ ระดับนัยสำคัญ ร้อยละ 10 แล้วจึงทำการลด lag length ลงทีละ 1 ช่วง จนกระทั่งสามารถปฏิเสธสมมติฐานว่าง
(Ender, Walter, 1995)

2.2.2 การทดสอบความนิ่งของอนุกรมเวลาแบบฤดูกาล (Seasonal Unit Root Test)

แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ได้ใช้การทดสอบความนิ่งของอนุกรมเวลาแบบฤดูกาล (Seasonal Unit Root Test) มาใช้ในการทดสอบความนิ่งของข้อมูล เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลาบางชุดมีความไม่นิ่งของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ซึ่งถ้านำข้อมูลที่มีความไม่นิ่งของฤดูกาลมาทำการประมาณค่าแล้วอาจทำให้ผลลัพธ์มีความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นได้ดังนั้นจึงต้องทำการทดสอบแบบฤดูกาลก่อนโดยความนิ่งที่ทดสอบนั้นจะประกอบด้วย การทดสอบ T-test เพื่อทดสอบความนิ่งแบบมาตรฐาน (Seasonal Unit Root at the zero frequency) และความนิ่งแบบเป็นรายครึ่งปี(Unit Root at the biannual frequency) และทำการทดสอบ F-test เพื่อทดสอบความนิ่งแบบฤดูกาล ซึ่งการทดสอบความไม่นิ่ง มีรูปแบบสมการดังนี้

$$\begin{aligned} y_{8,t} &= \pi_1 y_{2,t} + \pi_2 y_{2,t-1} + \pi_3 y_{3,t-2} + \pi_4 y_{3,t-1} + \pi_5 y_{4,t-2} \\ &+ \pi_6 y_{4,t-1} + \pi_7 y_{5,t-2} + \pi_8 y_{5,t-1} + \pi_9 y_{6,t-2} + \pi_{10} y_{6,t-1} \\ &+ \pi_{11} y_{7,t-2} + \pi_{12} y_{7,t-1} + \mu_t + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{2.11}$$

โดยที่ $\pi_1,..,\pi_{12}$ = ค่าสัมประสิทธิ์

$$
\begin{aligned}
y_{1,t} &= (1+L)(1+L^2)(1+L^4+L^8)y_t \\
y_{2,t} &= -(1-L)(1+L^2)(1+L^4+L^8)y_t \\
y_{3,t} &= -(1-L^2)(1+L^4+L^8)y_t \\
y_{4,t} &= -(1-L^4)(1-\sqrt{3}L+L^2)(1+L^2+L^4)y_t \\
y_{5,t} &= -(1-L^4)(1+\sqrt{3}L+L^2)(1+L^2+L^4)y_t \\
y_{6,t} &= -(1-L^4)(1-L^2+L^4)(1-L+L^2)y_t \\
y_{7,t} &= -(1-L^4)(1-L^2+L^4)(1+L+L^2)y_t \\
y_{8,t} &= (1-L^{12})y_t
\end{aligned}
$$

โดยสมมติฐานว่าง(null hypothesis) ของการทดสอบว่ามีความนิ่งแบบมาตรฐาน คือ $H_0:\pi_1=0$ เมื่อทำการทดสอบค่า t-test แล้ว $\pi_1=0$ (ยอมรับสมมติฐานว่าง) แสดงว่า $y_{8,t}$ มีลักษณะไม่นิ่งแบบมาตรฐาน สำหรับการทดสอบความนิ่งแบบเป็นรายครึ่งปี กำหนดให้สมมติฐานว่างคือ $H_0:\pi_2=0$ เมื่อทำการทดสอบค่า t-test แล้วพบว่า $\pi_2=0$ (ยอมรับสมมติฐานว่าง) แสดงว่า $y_{8,t}$ มีลักษณะไม่นิ่งแบบรายครึ่งปี หลังจากนั้นจึงทำการทดสอบ F-test ตั้งแต่ π_3 ไปจนถึง π_{12} เพื่อทดสอบความนิ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาแบบฤดูกาล ดังแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 การทดสอบความนิ่งของอนุกรมเวลาแบบฤดูกาลของข้อมูลรายไตรมาสและรายเดือน

H_0: unit root at frequency	Trans-formation	Coefficient		Test statistics	Critical values
		H_0	H_1		
Quarterly:					
0	y_{1t}	$\pi_1 = 0$	$\pi_1 < 0$	$t_{\pi 1}$	Fuller(1976)
2/4	y_{2t}	$\pi_2 = 0$	$\pi_2 < 0$	$t_{\pi 2}$	Fuller(1976)
1/4 (3/4)	y_{3t}	$\pi_3 \cap \pi_4 = 0$	$\pi_3 \cap \pi_4 \neq 0$	$F_{\pi 3 \cap \pi 4}$	HEGY(1990)
Monthly:					
0	y_{1t}	$\pi_1 = 0$	$\pi_1 < 0$	$t_{\pi 1}$	Fuller(1976)
6/12	y_{2t}	$\pi_2 = 0$	$\pi_2 < 0$	$t_{\pi 2}$	Fuller(1976)
3/12,(9/12)	y_{3t}	$\pi_3 \cap \pi_4 = 0$	$\pi_3 \cap \pi_4 \neq 0$	$F_{\pi 3 \cap \pi 4}$	Franses(1990)*
5/12,(7/12)	y_{4t}	$\pi_5 \cap \pi_6 = 0$	$\pi_5 \cap \pi_6 \neq 0$	$F_{\pi 5 \cap \pi 6}$	Franses(1990)*
1/12,(11/12)	y_{5t}	$\pi_7 \cap \pi_8 = 0$	$\pi_7 \cap \pi_8 \neq 0$	$F_{\pi 7 \cap \pi 8}$	Franses(1990)*
2/12,(10/12)	y_{6t}	$\pi_9 \cap \pi_{10} = 0$	$\pi_9 \cap \pi_{10} \neq 0$	$F_{\pi 9 \cap \pi 10}$	Franses(1990)*
4/12,(8/12)	y_{7t}	$\pi_{11} \cap \pi_{12} = 0$	$\pi_{11} \cap \pi_{12} \neq 0$	$F_{\pi 11 \cap \pi 12}$	Franses(1990)*

ที่มา : Franses (1990)

2.2.3 การพยากรณ์โดยวิธี Box – Jenkins

แบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์คือ แบบจำลองอารีมา ARIMA (p,d,q) ซึ่งจะประกอบไปด้วย 3 ส่วนดังนี้ การถดถอยด้วยตัวเอง(Autoregressive; AR : p) การมีอันดับ (Integrated; I : d) และการเคลื่อนที่ของความคลาดเคลื่อน(Moving Average ; MA : q) สำหรับรูปแบบทั่วไปของอารีมาสามารถเขียนเป็นความสัมพันธ์ได้ดังนี้

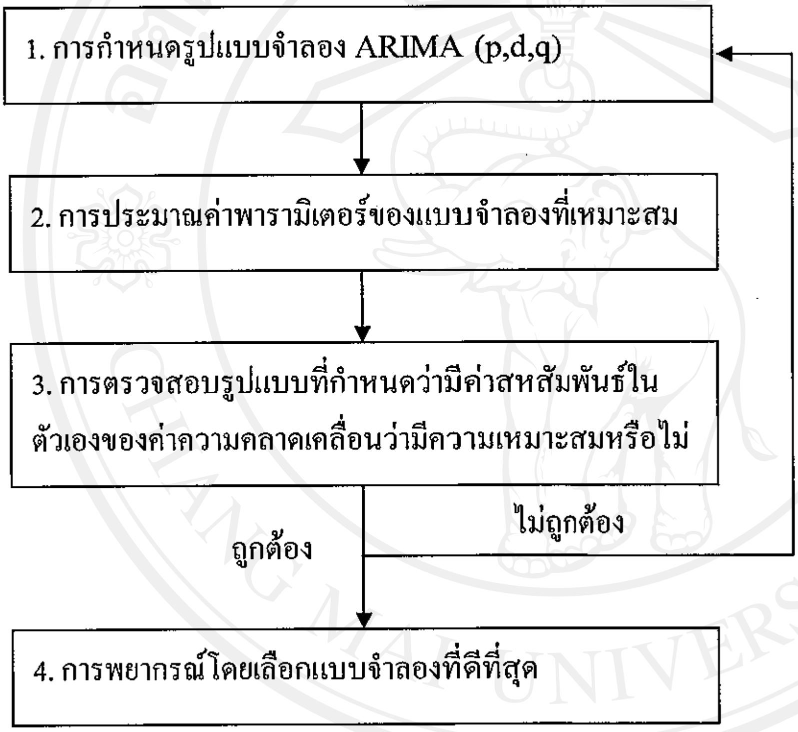
$$\Delta^d y_t = \delta + \phi_1 \Delta^d y_{t-1} + \phi_2 \Delta^d y_{t-2} + \ldots + \phi_p \Delta^d y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_t - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.12)$$

จากสมการที่ (3.11) ประกอบด้วยรูปแบบ AR(p) กล่าวคือ ค่าสังเกต y_t ขึ้นอยู่กับค่า $y_{t-1 \ldots\ldots} y_{t-p}$ หรือกล่าวว่าขึ้นอยู่กับค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า อีกทั้งรูปแบบ MA(q)

หรือกล่าวว่า ค่าสังเกต y_t ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อน $\varepsilon_{t-1} \ldots \varepsilon_{t-q}$ กล่าวอีกนัยหนึ่งคือ ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนก่อนหน้า q ค่า และรูปแบบ I(d) เกิดจากการหาผลต่าง(Difference) ของอนุกรมเวลา (เบญจพร อู่สมบัติชัย , 2547)

การพยากรณ์ด้วยวิธี Box and Jenkins หรือเรียกว่า ARIMA ใช้กับอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็น Stationary และไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลและแนวโน้ม ซึ่งสามารถทำตามขั้นตอนของ Box and Jenkins ได้ 4 ขั้นตอนประกอบด้วย

รูปที่ 2.1 แสดงขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธี ARIMA



ที่มา : Gujarati (2003)

ขั้นตอนการพยากรณ์โดยวิธี ARIMA

ขั้นที่ 1 การกำหนดรูปแบบ (Identification)

การกำหนดรูปแบบจำลองARIMA(p,d,q) โดยการพิจารณาคอเรลโลแกรมAutocorrelation Function (ACF) และ Partial Autocorrelation Function (PACF) เพื่อจะสามารถระบุได้ว่าแบบจำลองควรจะมี Autoregressive (p) เท่าใด และ Moving average (q) เท่าใด โดยเลือกสร้างแบบจำลองที่หลากหลายเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด เพื่อหารูปแบบที่คาดว่าเหมาะสม

ให้กับอนุกรมเวลา โดยพิจารณาเปรียบเทียบจากคอเรลโลแกรมของค่า r_k และ r_{kk} ของอนุกรมเวลา ซึ่งการพิจารณาที่สหสัมพันธ์ (Autocorrelation : ρ_k) นั้น ρ_k จะมีค่าอยู่ในช่วง [-1,1] คือการวัดความสัมพันธ์ของข้อมูลของแต่ละช่วงเวลา โดยมีช่วงเวลาย้อนหลังไป k หน่วยเวลา สำหรับวิธีการหาค่า ρ_k สามารถหาได้จากความแปรปรวนร่วม (Covariance) ของค่ากลุ่มตัวอย่าง(Sample Covariance) ที่มีช่วงเวลาย้อนหลังไป k หน่วยเวลา (Lag k) เทียบกับค่าแปรปรวน (Variance) ของกลุ่มตัวอย่าง (Sample Variance) ซึ่งจะพิจารณาได้จากสมการ ดังต่อไปนี้

$$\rho_k = \frac{Covariance \quad at \quad lag \quad k}{Variance} \tag{2.13}$$

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum \left(Y_t - \hat{Y}\right)\left(Y_{t+k} - \hat{Y}\right)}{\sum \left(Y_t - \overline{Y}\right)^2} \tag{2.14}$$

อย่างไรก็ตามเนื่องจากอนุกรมเวลาจะเผชิญกับปัญหาสหสัมพันธ์ทั้งที่เกิดจากตัวแปรอิสระที่เป็นค่าความล่าช้า (Lag) ของตัวแปรตาม (Autoregressive) และที่เป็นสหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน (Moving Average) โดยทั้งนี้เนื่องจาก Autocorrelation Function (ACF) จะใช้ในการอธิบายสหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน แต่ไม่สามารถใช้อธิบายสหสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่เป็นค่าความล่าช้าของตัวแปรตาม ซึ่ง Partial Autocorrelation Function (PACF) จะใช้วัดความสัมพันธ์ดังกล่าว ดังจะสามารถพิจารณาได้จากสมการ Yule-walker (Pindyck and Rubinfeld, 1998) ดังนี้

$$\rho_p = \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \ldots + \phi_p \tag{2.15}$$

ถ้า k มากกว่า p จะได้

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \ldots + \phi_p \rho_{k-p} \tag{2.16}$$

จากข้างต้นเมื่อทราบถึงคอลเรลโลแกรม (Correlogram) ของ ACF และ PACF จากนั้นนำมาหารูปแบบที่มีความเป็นไปได้โดยสามารถพิจารณาความเป็นไปได้ของแบบจำลองจากตาราง ที่ 2.2 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 2.2 แสดงการพิจารณา ACF และ PACF

ชนิดของแบบจำลอง	รูปแบบของ ACF	รูปแบบของ PACF
AR(p)	ลู่โค้งเข้าหาแกน	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง p ค่าแล้วหายไป
MA(q)	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง q ค่าแล้วหายไป	ลู่โค้งเข้าหาแกน
ARMA(p,q)	ลู่โค้งเข้าหาแกน	ลู่โค้งเข้าหาแกน

ที่มา: Gujarati (2003)

จากตารางที่ 2.2 สามารถกำหนดรูปแบบของแบบจำลองได้ดังต่อไปนี้หากCorrelogram ของ ACF มีลักษณะโค้งลู่เข้าหาแกนในระนาบ ในขณะที่ Correlogram PACF เกิดมีค่าขึ้นมาไม่กี่ค่าแล้วก็หายไป จำนวนของแท่งของค่าที่เกิดขึ้นมา ให้นับเป็นค่าที่ p ของ AR(p) ยกตัวอย่างเช่น เมื่อพิจารณา Correlogram ของ ACF ที่โค้งลู่เข้าแกนระนาบ และ PACF ที่มีแท่ง Correlogram เกิดขึ้น 1 แท่ง แปลได้ว่าแบบจำลองอาจมีลักษณะเป็น AR(1) ในทางตรงกันข้ามสำหรับ MA(q) นั้นก็จะมี ACF ที่เกิดขึ้นมาไม่กี่ค่าแล้วหายไป ในขณะที่ PACF จะลู่โค้งเข้าหาแกนระนาบนั้น ยกตัวอย่างเช่น หากค่า ACF เกิดแท่ง Correlogram ขึ้นเพียง 2 แท่ง และหลังจากนั้นก็หายไป ในขณะที่ PACF โค้งลู่เข้าหาแกนระนาบ สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองควรมีลักษณะเป็น MA(2) และหาก ACF และ PACF โค้งเข้าหาแกนระนาบทั้งคู่ แบบจำลองควรจะเป็น ARMA(p,q) ดังนั้นเพื่อประเมินแบบจำลองว่าแบบจำลองใดมีความเหมาะสมจะสามารถพิจารณาจากค่าสถิติเพื่อประกอบการตัดสินใจ ดังต่อไปนี้

1) ค่า Root Mean Squared Error (RMSE)

RMSE คือ การวัดค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริง และค่าที่ประมาณได้จากแบบจำลอง หาก RMSE มีค่าน้อย แสดงว่าแบบจำลองสามารถประมาณค่าประมาณได้ใกล้เคียงกับค่าจริง (Pindyck and Rubinfeld, 1998) ดังนั้นหากนี้มีค่าเท่ากับศูนย์แล้ว จะหมายความว่า ไม่เกิดความคลาดเคลื่อนในแบบจำลองนี้เลย RMSE คำนวณได้ดังนี้

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(Y_t^s - Y_t^a)^2} \qquad (2.17)$$

โดยกำหนด Y_t^s = ค่าประมาณจากแบบจำลอง

Y_t^a = ค่าที่แท้จริง

T = จำนวนคาบเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

2) ค่า Theil's inequality coefficient

ค่า Theil's inequality coefficient (U) มีที่มาคล้ายๆกับค่าRMSE แต่ค่า Theil's inequality coefficient นั้นจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้ามีค่าเท่ากับ ศูนย์ แสดงได้ว่า ค่าคงที่ได้จากการประมาณเท่ากับค่าจริงของทุกๆเวลา t และแบบจำลองที่ประมาณได้นั้นเป็นแบบจำลองที่ดี แต่ในทางตรงกันข้ามถ้าค่า Theil's inequality coefficient มีค่าเท่ากับหนึ่ง แสดงว่าแบบจำลองที่ประมาณเป็นแบบจำลองที่ไม่ดีที่สุด (Pindyck and Rubinfeld, 1998) ดังนั้นสามารถพิจารณาค่า U ได้ดังนี้

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(Y_t^s - Y_t^a)^2}}{\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t}^{T}(Y_t^s)^2} + \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t}^{T}(Y_t^a)^2}} \tag{2.18}$$

โดยกำหนด Y_t^s = ค่าประมาณจากแบบจำลอง

Y_t^a = ค่าที่แท้จริง

T = จำนวนคาบเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

3) ค่า Adjusted R^2

Adjusted R^2 คือ การพิจารณาว่าตัวแปรอิสระสามารถที่จะอธิบายถึงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตามได้มากน้อยเพียงใด ถ้าหากค่า Adjusted R^2 มีค่าเท่ากับ 1 แสดงว่า ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายตัวแปรตามได้ทั้งหมด แต่ถ้าหากค่า Adjusted R^2 มีค่าเท่ากับ 0 หมายความว่าตัวแปร อิสระไม่สามารถอธิบายตัวแปรตามได้เลย ซึ่งค่า Adjusted R^2 นี้เป็นค่าสถิติที่เกิดจากการประยุกต์มาจากค่า R^2 ซึ่งถ้ามีการเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไปในสมการมากขึ้นก็จะทำให้ค่า R Square สูงขึ้น ดังนั้นจึงมีการเพิ่มระดับความเป็นอิสระในสมการ ซึ่งเรียกว่า Adjusted R^2 (Gujarati, 2003) โดยสามารถพิจารณาความสัมพันธ์ของ R^2 และ Adjusted R^2 ได้ดังสมการ

$$R^2 = 1 - \frac{\sum \hat{u}_i}{\sum y_i^2} \tag{2.19}$$

$$\overline{R^2} = 1 - \frac{\sum \hat{u}_i^2 \Big/ (n-k)}{\sum y_i^2 \Big/ (n-1)} \tag{2.20}$$

4) ค่า Akaike Information Criterion (AIC)

ค่า AIC เป็นค่าสถิติที่มีการประยุกต์คล้ายกับค่า Adjusted R^2 แต่มีการถ่วงน้ำหนักมากกว่าAdjusted R^2 และยังมีการใช้ลอกกาลิทึมฐานธรรมชาติ (Natural logarithm : ln) ดังนั้น ถ้าค่า AIC น้อยจึงหมายถึงแบบจำลองสามารถเป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้ดี (Gujarati, 2003) และยังนำค่า AICไปใช้ในการหาค่าย้อนหลัง (lag length) ที่เหมาะสมได้อีก สามารถคำนวณค่า AIC ได้ดังนี้

$$\ln \text{AIC} = \left(\frac{2\text{k}}{\text{n}}\right) + \ln\left(\frac{\sum \hat{\mu}_i^2}{\text{n}}\right) \tag{2.21}$$

โดยกำหนดให้ $\sum \hat{\mu}_i^2$ = ผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

N = ค่าสังเกตทั้งหมด

ขั้นที่ 2 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองที่เหมาะสม (Estimation)

การประมาณค่า คือการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ที่มาจากรูปแบบการถดถอยในตัวเอง(AR) และรูปแบบการเคลื่อนที่ของค่าความคลาดเคลื่อน (MA) ซึ่งสามารถเลือกใช้ วิธีการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Ordinary least squares) หรือใช้วิธีการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) เพื่อสร้างความสัมพันธ์ของสมการที่จะสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้เมื่อรูปแบบความสัมพันธ์นั้นเป็นรูปแบบที่มีความเหมาะสมที่สุด

ขั้นที่ 3 การวิเคราะห์ความถูกต้อง (Diagnostic Checking)

การวิเคราะห์ความถูกต้อง หมายถึง การตรวจสอบรูปแบบจำลองว่ามีความเหมาะสมหรือไม่ โดยการพิจารณาจากคอเรลโรแกรมของอัตตสหสัมพันธ์ของกลุ่มตัวอย่าง ซึ่งเป็นการทดสอบโดยการใช้ การทดสอบของ Box and Pierce ซึ่งพิจารณาจากค่า Q-statistic (Gujarati, 2003) ดังสมการด้านล่าง ซึ่งมีการแจกแจงแบบ Chi–square และมี Degree of freedom เท่ากับ m โดยมีสมมุติฐานว่าง คือ พจน์ความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการประมาณที่มีลักษณะเป็น white noise ซึ่งหมายถึง แบบจำลองไม่มีอัตตสหสัมพันธ์ ถ้าหากแบบจำลองมีอัตตสหสัมพันธ์จะ

ต้องกลับไปทำการกำหนดรูปแบบจำลองใหม่ แต่หากแบบจำลองไม่มีอัตตสหสัมพันธ์จะใช้แบบจำลองนั้นทำการพยากรณ์ต่อไป

$$Q = n\sum_{k-1}^{m} \hat{\rho}_k^{\,2} \tag{2.22}$$

โดยกำหนดให้ n = จำนวนของข้อมูล

m = ค่า lag length

โดยมีการกำหนดค่า Q-statistic เพื่อเป็นการทดสอบว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อนจากการประมาณการ(estimated residuals) ทุกช่วงเวลาที่ห่างกัน k มีความเป็นอิสระหรือไม่ จากสมมติฐานดังต่อไปนี้

$$H_0 : \rho_1(\hat{\varepsilon}_t) = \rho_2(\hat{\varepsilon}_t) = ... = \rho_k(\hat{\varepsilon}_t) = 0$$
$$H_1 : \rho_1(\hat{\varepsilon}_t) \neq \rho_2(\hat{\varepsilon}_t) \neq ... \neq \rho_k(\hat{\varepsilon}_t) \neq 0$$

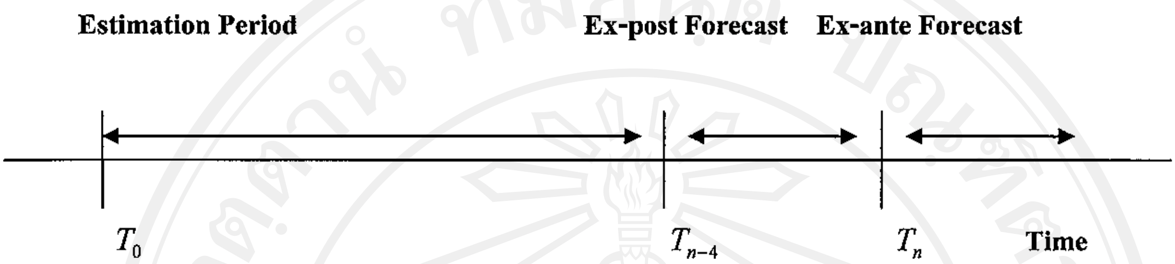
ทั้งนี้ค่า Q นั้นจะพบว่ามีการแจกแจงแบบ Chi-square ที่มีดีกรีเท่ากับ m ซึ่งอยู่ภายใต้ข้อสมมติฐานว่า สมมติฐานว่างคือความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการประมาณมีลักษณะเป็น white noise นั่นแปลว่าแบบจำลองมีการแจกแจงแบบปกติ(Normal distribution) มีลักษณะปราศจากสหสัมพันธ์ (Autocorrelation) และไม่มีความแปรปรวนแตกต่างกัน (Heteroscedasticity) ดังนั้น หากตรวจสอบพบว่าแบบจำลองนั้นมีลักษณะเป็น white noise แล้ว จะใช้แบบจำลองนั้นในการพยากรณ์ต่อไป แต่หากแบบจำลองนั้นไม่เหมาะสมต้องทำตามขั้นตอนที่ 1 เพื่อกำหนดรูปแบบของแบบจำลองใหม่

ขั้นที่ 4 การพยากรณ์ (Forecasting)

เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าโดยอาศัยแบบจำลองที่เหมาะสมมากที่สุด เนื่องจากการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้านั้นจะทำให้เกิดข้อจำกัดที่ว่าความแม่นยำของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์นั้น มีความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด และแบบจำลองอารีมา เหมาะสำหรับการพยากรณ์ในระยะสั้น ดังนั้นเพื่อที่จะทราบว่าแบบจำลองที่ประมาณขึ้นมานั้น สามารถที่จะพยากรณ์ราคาได้ถูกต้องแม่นยำเพียงใด จึงได้ใช้การพยากรณ์แบบ Ex-post Forecast กล่าวคือ เป็นการพยากรณ์ข้อมูล ณ ช่วงเวลาที่มีข้อมูลจริงเกิดขึ้นแล้ว ยกตัวอย่างเช่น จะลดจำนวนค่าสังเกตการของอนุกรมเวลาลงจากข้อมูลที่มีทั้งหมด n ข้อมูล เหลือ n-4 ข้อมูล แล้วทำการถดถอยข้อมูลใหม่เพื่อดูค่า RMSE (Root Mean Squared Error) และ Theil Inequality Coefficient และทำการพยากรณ์ล่วงหน้า (Ex-post Forecast) จำนวน 4 ข้อมูล เพื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงที่มีอยู่ และก็จะได้ค่า RMSE และ Theil Inequality Coefficient แล้วใช้ค่าสถิติดังกล่าวประกอบการพิจารณาเลือกแบบจำลองที่มีความ

เหมาะสม เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมภายหลังจากการวิเคราะห์ความถูกต้องแล้ว ก็สามารถนำแบบจำลองดังกล่าวใช้ในการพยากรณ์

รูปที่ 2.2 แสดงช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์



ที่มา : Pindyck and Robinfeld (1998)

ภายหลังจากที่เลือกแบบจำลองที่ใช้เป็นตัวแทนอนุกรมเวลาข้อมูลได้แล้ว จะทำการพยากรณ์ล่วงหน้า (Ex-ante Forecast) กล่าวคือเป็นการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ยังไม่มีข้อมูลจริงเกิดขึ้นต่อไป

2.3 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สมใจ สุขกมลวัฒนา (2529) ได้ทำการศึกษาเรื่องการวิเคราะห์ราคาและตลาดเมล็ดกาแฟดิบในประเทศไทยในครั้งนี้ ซึ่งมีวัตถุประสงค์ที่จะศึกษาเปรียบเทียบตลาดเมล็ดกาแฟดิบภายในประเทศในช่วงก่อนเข้าเป็นสมาชิกข้อตกลงกาแฟระหว่างประเทศ กับหลังจากเข้าเป็นสมาชิกภาคี และศึกษาเปรียบเทียบราคาเมล็ดกาแฟดิบในประเทศช่วงก่อนและหลังเข้าเป็นสมาชิกภาคี ในด้านการก่อตัวของราคา ความสัมพันธ์ของราคา และการเคลื่อนไหวของราคา

จากผลการศึกษาถึงความสัมพันธ์ของราคาในระดับต่างๆในช่วงก่อนเข้าเป็นสมาชิกภาคีพบว่า การเปลี่ยนแปลงของราคาขายส่งท้องถิ่น อธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาที่เกษตรกรขายได้ค่อนข้างสูง และการเปลี่ยนแปลงราคาขายส่งกรุงเทพฯ อธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาขายส่งท้องถิ่นได้สูง ส่วนการเปลี่ยนแปลงของราคาส่งออกเฉลี่ยของประเทศอินโดนีเซีย และราคาในตลาดนิวยอร์ค สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาส่งออกเฉลี่ยของไทยได้ในระดับต่ำ แต่หลังจากที่ประเทศไทยเข้าเป็นสมาชิกภาคี การเปลี่ยนแปลงของราคาขายส่งท้องถิ่นอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาที่เกษตรกรขายได้สูง และการเปลี่ยนแปลงของราคาส่งออกในภาคีอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาขายส่งท้องถิ่นได้พอสมควร ส่วนการเปลี่ยนแปลงของราคาในตลาดนิวยอร์คสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาส่งออกในภาคีได้พอสมควร

ในด้านการเคลื่อนไหวของราคาเมล็ดกาแฟดิบในช่วงก่อนเข้าเป็นสมาชิกภาคีพบว่า ดัชนีราคาตามฤดูกาลของราคาเมล็ดกาแฟดิบที่เกษตรกรขายได้ ราคาขายส่งท้องถิ่น แลพราคาขายส่งกรุงเทพ ไม่ได้เคลื่อนไหวตามกัน ราคาแต่ละระดับมีความแตกต่างกันมาก นอกจากนี้ไม่พบว่าราคาเมล็ดกาแฟดิบทั้ง 3 ระดับมีการเคลื่อนไหวตามวัฏจักรอย่างเด่นชัด แต่ราคาทั้ง 3 มีแนวโน้มสูงขึ้น และเมื่อประเทศไทยได้เข้าเป็นสมาชิกภาคีแล้ว ดัชนีราคาตามฤดูกาลของราคาเมล็ดกาแฟดิบทั้ง 3 ระดับ มีการเคลื่อนไหวตามกัน ราคาแต่ละระดับมีความแตกต่างกันน้อย และไม่พบว่าราคาทั้ง 3 มีการเคลื่อนไหวตามวัฏจักรอย่างเด่นชัด นอกจากนี้ยังมีแนวโน้มสูงขึ้น แต่สูงขึ้นน้อยกว่าในช่วงก่อนเข้าเป็นสมาชิกภาคี

กัญสุดา ลิ้มพิพัฒน์ชัย (2544) ได้ทำการศึกษา "แบบจำลองเชิงเศรษฐมิติสำหรับภาคการผลิต ตลาดแรงงาน และระดับราคาของประเทศไทย" โดยการสร้างแบบจำลองภาคการผลิต ตลาดแรงงาน และระดับราคา เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระยะยาวและการปรับตัวระยะสั้นด้วยวิธี cointegration and error correction mechanism จากแนวคิดของ Johansen ทั้งรายปีและรายไตรมาส โดยใช้ข้อมูลรายปีตั้งแต่ปี พ.ศ. 2513 ถึงปี พ.ศ. 2542 ส่วนข้อมูลรายไตรมาส 1 ของปี พ.ศ.2536 ถึงไตรมาส 2 ของปี พ.ศ. 2543

ผลการศึกษาโดยภาพรวมพบว่า ความสัมพันธ์ระยะยาวและการปรับตัวระยะสั้นของแบบจำลองรายไตรมาสให้ค่าทางสถิติที่ดีกว่าข้อมูลรายปี การผลิตรายปีส่วนมากมีความสัมพันธ์ระยะยาวกับแรงงานในภาคนั้นๆ ทุนของภาคนั้นๆ และสินเชื่อที่ให้แก่ภาคนั้นๆ ยกเว้นการผลิตภาคอุตสาหกรรมที่สินเชื่อไม่มีความสัมพันธ์ระยะยาวด้วย แต่การผลิตภาคอุตสาหกรรมมีความสัมพันธ์ระยะยาวกับดัชนีราคาขายส่งภาคอุตสาหกรรมเอง ส่วนการผลิตภาคอื่นๆมีความสัมพันธ์ระยะยาวกับดัชนีราคาผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศเบื้องต้น สำหรับข้อมูลรายไตรมาสนั้นการผลิตทุกภาคมีความสัมพันธ์ระยะยาวกับแรงงานของภาคนั้นๆ และดัชนีราคาของภาคนั้นๆ โดยการผลิตภาคเกษตรจะใช้ดัชนีราคาขายส่งภาคเกษตรในอดีต แต่การผลิตภาคอื่นๆ ไม่มีความสัมพันธ์ระยะยาวกับดัชนีราคาผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศเบื้องต้น

ผลการทำ simulation จากแบบจำลองรายปีทั้ง 27 สมการ และ 22 สมการ ในรายไตรมาส จะมี 25 สมการในรายปี และ 20 สมการในรายไตรมาส ที่ให้ผลการศึกษาที่ดี มีเพียง 2 สมการทั้งในแบบจำลองรายปีและรายไตรมาสที่ไม่ดีนัก เนื่องจากเป็นส่วนที่รวมความเคลื่อนจากภาคต่างๆ เช่น จำนวนแรงงานรอฤดูกาล เป็นต้น ซึ่งมีสัดส่วนค่อนข้างต่ำ จึงไม่มีผลกระทบต่อการพยากรณ์โดยภาพรวมสำหรับการวิจัยต่อไปควรพิจารณาการเปลี่ยนแปลงทางเทคโนโลยี(technology change) ซึ่งมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของการผลิตด้วย

เบญจพร อู่สมบัติชัย (2547) ได้ทำการศึกษาเรื่อง "การพยากรณ์ราคาไก่เนื้อโดยวิธีอารีมา" ซึ่งการศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) เพื่อที่จะศึกษาถึงลักษณะโครงสร้างการผลิตและการตลาดไก่เนื้อในประเทศไทยและ 2) เพื่อที่จะพยากรณ์ราคาของสินค้าไก่เนื้อโดยใช้แบบจำลองอารีมา ซึ่งแบ่งเป็น 2 ชนิดคือ ราคาไก่เนื้อชนิด เนื้ออกถอดกระดูก และเนื้อสันใน โดยใช้ข้อมูลรายสัปดาห์ตั้งแต่วันที่ 17 กรกฎาคม 2544 ถึงวันที่ 26 พฤศจิกายน 2546 รวมทั้งสิ้น 135 ข้อมูล ซึ่งได้จากการรวบรวมของสมาคมผู้ผลิตไก่เพื่อการส่งออกแห่งประเทศไทย เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการศึกษามีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา จึงควรที่จะทดสอบความนิ่งก่อนด้วยวิธี Unit root test ภายหลังจึงใช้กระบวนการบอกส์และเจนกินส์ซึ่งประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอนคือ 1.การกำหนดรูปแบบ 2.การประมาณค่าพารามิเตอร์ 3. การตรวจสอบความถูกต้อง และ 4. การพยากรณ์

ผลการศึกษาพบว่าราคาของเนื้อไก่ชนิดเนื้ออกถอดกระดูกและเนื้อสันใน มีลักษณะไม่นิ่ง แต่ภายหลังจากการหาผลต่างอันดับที่ 1 พบว่าข้อมูลนิ่งที่ระดับ 1 ทั้งนี้จากการพิจารณาคอเรลโลแกรม (Correlogram) พบว่ารูปแบบของอารีมา (1,1,1)และอารีมา(2,1,0) มีความเหมาะสมมากที่สุดที่จะเป็นตัวแทนของราคาไก่เนื้อชนิดเนื้ออกถอดกระดูก และราคาของเนื้อสันใน ตลอดจนผลการทดสอบด้วยวิธี t-test พบว่ามีค่าทางสถิติแตกต่างศูนย์อย่างมีนัยสำคัญและด้วยวิธีบอกส์และเพียรส์พบว่ามีค่าทางสถิติไม่เท่ากับศูนย์ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 10 และสามารถสรุปได้ว่ารูปแบบของอารีมา(1,1,1)และอารีมา(2,1,0) มีค่า root-mean-square-error (RMSE) และTheils inequality coefficient ที่ต่ำกว่าแบบจำลองอื่นๆ

สมบัตร สนิทจันทร์ (2547) ได้ศึกษา "การพยากรณ์ราคาผลิตภัณฑ์มันสำปะหลัง โดยวิธีอารีมา เพื่อเป็นแนวทางและประโยชน์ต่อเกษตรกรและผู้ส่งออก ในการตัดสินใจวางแผนการผลิตและการส่งออกให้สอดคล้องกับความต้องการของตลาด โดยใช้ข้อมูลราคาส่งออกมันเม็ดแข็ง(Hard Pellets) และแป้งมันสำปะหลัง(starch) เอฟ.โอ.บี กรุงเทพฯ รายเดือน จากสมาคมการค้ามันสำปะหลังไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2531 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2546 จนค่าสังเกตของตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษาทั้งหมดเท่ากับ 192 ตัวอย่างของแต่ละผลิตภัณฑ์มันสำปะหลัง สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลได้ใช้โปรแกรม Eviews 3 และใช้แบบจำลองอารีมาเป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ราคา

ผลการศึกษานี้ได้สรุปว่า มันเม็ดแข็งเป็นอุตสาหกรรมที่มีการแข่งขันทางด้านราคาสูง เนื่องจากมีสินค้าทดแทนมาก การเก็บสินค้าไว้นานจะทำให้เสื่อมคุณภาพ ผู้ผลิตจึงแข่งขันโดยการตัดราคาขาย ซึ่งแรงกดดันจากการแข่งขันทางด้านราคานี้ได้ถูกถ่ายเทไปสู่เกษตรกรผู้ผลิตวัตถุดิบในรูปของการกำหนดราคารับซื้อที่ต่ำเพื่อรักษาสถานภาพการแข่งขันและกำไรของผู้ประกอบการ มันเม็ดแข็งเป็นอุตสาหกรรมที่มีพื้นฐานการผลิตใกล้เคียงกันแต่การใช้ในการอุตสาหกรรมต่อเนื่อง

แตกต่างกัน มันเม็ดแข็งจะได้รับแรงกดดันทางด้านราคามากกว่า เพราะมีคุณสมบัติด้อยกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับสินค้าทดแทนในอุตสาหกรรมต่อเนื่องที่แข่งขันอยู่

สำหรับอุตสาหกรรมแป้งมันสำปะหลังจะมีมูลค่าสินค้า และการพัฒนาการผลิตมากกว่าอุตสาหกรรมมันเส้น/มันเม็ดแข็ง แต่มีลักษณะทางการแข่งขันคล้ายกัน คือมีการแข่งขันทางด้านราคาสูง เนื่องจากมีสินค้าทดแทนมาก หากเก็บไว้นานเกินไปจะเสื่อมคุณภาพและมีจำนวนผู้ผลิตมาก ผู้ผลิตจึงแข่งขันกันโดยวิธีการตัดราคาขาย ภายใต้ภาวะการณ์ที่ปริมาณการผลิตแป้งมันสำปะหลังมีมากกว่าความต้องการใช้ ซึ่งแรงกดดันจากการแข่งขันทางด้านราคานี้ได้ถูกถ่ายเทไปในการพัฒนาการผลิตและสู่เกษตรกรผู้ผลิตวัตถุดิบในรูปของการกำหนดราคารับซื้อที่ต่ำเพื่อรักษาสถานภาพการแข่งขันและกำไรของผู้ประกอบการ

กาญจนา พุ่มประเสริฐ (2548) ได้ศึกษาเรื่อง “การวิเคราะห์การกำหนดราคาของสินค้าเกษตรโดยวิธีโคอินทิเกรชัน กรณีศึกษายางพารา มันสำปะหลัง และข้าวโพด” การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ 3 ประการ คือ 1) เพื่อศึกษาถึงลักษณะการกำหนดราคาสินค้าเกษตร 2) เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ของการกำหนดราคาของสินค้าเกษตรและ 3) เพื่อหาดัชนีความเชื่อมโยงตลาดของสินค้าเกษตร ซึ่งประกอบด้วย ยางพารา มันสำปะหลัง และข้าวโพด แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาคือแนวความคิดเชื่อมโยงตลาดแบบแนวตั้งคือ จากตลาดท้องถิ่นไปตลาดกลางขายส่ง จากตลาดกลางขายส่งไปตลาดท่าเรือส่งออก และไปยังตลาดต่างประเทศ วิธีการวิเคราะห์ใช้การวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบโคอินทิเกรชันและเออร์เรอร์คอเรคชัน ตามวิธีการของ Engle และ Granger ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทุติยภูมิรายเดือนตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2537 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2542 รวมทั้งสิ้น 72 เดือน

ผลการทดสอบความนิ่งของข้อมูลโดยวิธีการ Augmented Dickey-Fuller test พบว่าข้อมูลราคายางพารามีความนิ่งที่อันดับความสัมพันธ์ของข้อมูลระดับเดียวกันที่ I(0) ทุกระดับตลาด ส่วนข้อมูลราคามันสำปะหลัง และข้าวโพด มีความนิ่งที่อันดับความสัมพันธ์ของข้อมูลระดับเดียวกันที่ I(1) ทุกระดับตลาด และผลการทดสอบความสัมพันธ์โดยวิธีโคอินทิเกรชันของข้อมูลระดับราคาสินค้าเกษตรทั้งสามชนิดในทุกระดับราคาตลาดพบว่ามีความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาว

ปิยมาภรณ์ รอดบาง (2549) ได้ทำการศึกษาเรื่อง “การพยากรณ์มูลค่าการส่งออกปลาทูน่ากระป๋องของไทย” โดยใช้ข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2534 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2549 รวมทั้งสิ้น 185 ข้อมูล จากกรมศุลกากรซึ่งมีวัตถุประสงค์ เพื่อพยากรณ์มูลค่าการส่งออกรายเดือนของปลาทูน่ากระป๋องของไทย วิเคราะห์โดยใช้แบบจำลอง ARIMA

ผลการทดสอบ unit root ที่ความล่าช้า 3 ช่วงเวลา พบว่าค่าทดสอบทางสถิติที่ระดับ level ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ อย่างไรก็ตามค่าทดสอบทางสถิติในระดับผลต่างลำดับที่ 1 มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลามูลค่าการส่งออกปลาทูน่ากระป๋อง มีลักษณะนิ่งที่ระดับ I(1) และผลจากการศึกษาพบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกปลาทูน่ากระป๋อง คือ รูปแบบจำลอง AR() AR(2) SAR(12) SMA(12) โดยสัมประสิทธิ์ของ AR() AR(2) SAR(12) SMA(12) ต่างมีค่า t-statistic แตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ ในขั้นตอน การตรวจสอบความถูกต้อง โดยวิธีของ Box-Pierce พิจารณาจากค่า Q-statistic พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ประมาณการมีคุณสมบัติเป็น white noise ที่ระดับนัยสำคัญ 5% และในขั้นตอนการพยากรณ์ได้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Squared Error : RMSE) และค่า Theil's inequality coefficient (U) ที่มีค่าต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ เมื่อนำแบบจำลองดังกล่าวไปพยากรณ์พบว่า มูลค่าการส่งออกปลาทูน่ากระป๋องตั้งแต่เดือนมิถุนายนถึงเดือนกันยายน พ.ศ. 2549 มีค่าเท่ากับ 3,656.82 3,709.75 3,774.98 และ 3,871.35 ล้านบาท ตามลำดับ