บทที่ 3
กรอบทฤษฎีและระเบียบวิธีวิจัย

3.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

วิธีการศึกษาพฤติกรรมการเคลื่อนไหวอนุกรมเวลาของราคาหรือมูลค่ารายเดือนของสินค้าที่ศึกษาใช้การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาวิธีพรรณนาอธิบายพฤติกรรมและใช้วิธีวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยกำหนดแบบจำลองอารีมาตามวิธีของ Box Jenkins พร้อมทั้งมีการอธิบายปัจจัยที่กำหนดการเคลื่อนไหวและเมื่อพยากรณ์ราคา(หรือมูลค่า)ของสินค้า

3.1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (time series analysis) การวิเคราะห์นี้ คือการแยกความเคลื่อนไหวต่างๆ ออกจากข้อมูลอนุมกรมเวลา การวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาต่างๆ พบว่าการเปลี่ยนแปลงเคลื่อนไหวในอนุกรมเวลามักจะประกอบไปด้วย 4 ความเคลื่อนไหว(วีนัส ฤาชัย, 2547)

1. ค่าแนวโน้ม (trend : T)

ค่าแนวโน้มเป็นการเคลื่อนไหวในระยะเวลาที่ค่อนข้างจะยาวนาน ค่าแนวโน้มปกติแสดงถึงทิศทางอนุกรมเวลาชุดนั้นๆ มุ่งไปสู่ ค่าแนวโน้มอาจมีลักษณะเป็นเส้นตรง เส้นโค้ง หรือลักษณะอื่นใดก็ได้

2. การเคลื่อนไหวตามฤดูกาล (seasonal movement: S)

การเคลื่อนไหวประเภทนี้ เคลื่อนไหวขึ้นๆ ลงๆ ซึ่งในเวลาเดียวกัน กล่าวคือ เคยสูงเคยต่ำในระยะเวลาใดก็มักจะสูงต่ำในระยะเวลานั้นต่อไป อิทธิพลของฤดูกาลนี้โดยปกติจะเกิดขึ้นซ้ำๆ ในลักษณะคล้ายกันทุกปี การเคลื่อนไหวนี้มักจะแสดงในลักษณะสัมพันธ์ คือเป็นจำนวนเปอร์เซ็นต์หรือเรียกว่าดัชนีฤดูกาล (seasonal index)

3. การเคลื่อนไหวตามวัฏจักร (cyclical movement: C)

เป็นการเคลื่อนไหวแบบขึ้นๆ ลงๆ ในระยะเวลานานกว่า 1 ปี การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรโดยทั่วไปแบ่งออกเป็น 4 ระยะคือ

ระยะที่ 1 เป็นระยะฟื้นตัวหรือขยายตัว

ระยะที่ 2 เป็นระยะที่รุ่งเรือง

ระยะที่ 3 เป็นระยะหดตัว

ระยะที่ 4 เป็นระยะตกต่ำและในเวลาเดียวกันก็จะฟื้นตัวไประยะขยายตัว

4. ความเคลื่อนไหวผิดปกติ (irregular movement: I)

เป็นการเคลื่อนไหวเพิ่มขึ้นหรือลดลงโดยผิดปกติ เคลื่อนไหวอย่างมีลักษณะไม่แน่นอนโดยมีสาเหตุที่ทำให้เกิดขึ้น โดยไม่มีใครคาดหมาย หรือไม่อาจคาดการณ์ได้ล่วงหน้า เช่นไฟไหม้ น้ำท่วม การนัดหยุดงาน สงครามโลก เป็นต้น

3.1.2 แนวคิดการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

การศึกษาอนุกรมเวลาของมูลค่าสินค้ารายเดือน ณ ตลาดต่างๆ โดยการกำหนดรูปแบบให้กับอนุกรมเวลาเพื่อพิจารณาความมีเสถียรภาพและลักษณะรูปแบบพฤติกรรมราคาว่ามีอิทธิพลของแนวโน้มและฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องกับสินค้าที่ต้องการศึกษาหรือไม่รวมทั้งนำรูปแบบของสมการที่ได้ทำการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแล้วนำมาทำนายราคาสินค้าที่ศึกษาไปล่วงหน้าเพื่อนำค่าพยากรณ์ ดังกล่าวมาใช้ประโยชน์ในการจัดสรรทรัพยากรที่เหมาะสม

วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาของ Box – Jenkins เป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องและเหมาะสมกว่าวิธีอื่นในการพยากรณ์ระยะสั้นในช่วงเวลา 1-4 เดือนหากต้องการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ยาวนานกว่านี้ควรใช้ข้อมูลที่ปรับค่าพยากรณ์แล้วเพื่อให้ความคลาดเคลื่อนจาการพยากรณ์ลดลง

วิธีการของ Box – Jenkins เป็นการหารูปแบบที่เหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาโดยการใช้ค่า Autocorrelation Function (ACF) และค่า Partial Autocorrelation Function (PACF) เป็นหลักในการพิจารณา รูปแบบที่ใช้เลือกใช้จะอยู่ในกลุ่มของรูปแบบ Integrated Autoregressive-Moving Average order p and q อารีมา (p, d, q) ซึ่งเป็นรูปแบบที่กำหนดว่าค่าพยากรณ์ในอนาคตเป็นค่าที่ได้จากการสังเกตหรือการพยากรณ์ล่วงหน้าและความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ล่วงหน้า โดยเป็นการรวมส่วนของรูปแบบ AR (p) และ MA (q) เข้าด้วยกัน โดยที่รูปแบบ AR (p) หมายถึงรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต X_t จะขึ้นอยู่กับค่า $X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, \ldots, X_{t-p}$ หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า ส่วนรูปแบบ MA (q) หมายถึงรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกต X_t จะขึ้นอยู่กับค่าคลาดเคลื่อน $e_{t-1}, e_{t-2}, e_{t-3}, \ldots e_{t-p}$ หรือค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นก่อนหน้า q ค่า ซึ่งในที่นี้ค่าสังเกต X_t ซึ่งรูปแบบ ARMA (p, q) มีการกำหนดรูปแบบดังนี้

AR (p) คือ $X_t = \theta_0 + \phi_t X_{t-1} + ... + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t$ (3.1)

MA (q) คือ $X_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - .... - \theta_q \varepsilon_{t-q}$ (3.2)

ARMA (p, q) คือ $X_t = \theta_0 + \phi_1 X_{t-1} + ... + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - .... - \theta_q \varepsilon_{t-q}$ (3.3)

ARIMA (p, q) คือ $\Delta^d X_t = \theta_0 + \phi_1 X_{t-1} + ... + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - .... - \theta_q \varepsilon_{t-q}$ (3.4)

ในกรณีของข้อมูลเสื้อผ้าสำเร็จรูปจะใช้การแทนด้วยสัญลักษณ์ G_t ในลักษณะเดียวกันกับสมการข้างต้น อนุกรมเวลาที่จะนำมาศึกษาเพื่อใช้ในการพยากรณ์นั้นการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับส่วนประกอบต่างๆ ได้แก่ แนวโน้ม (trend) ตัวแปรฤดูกาล (seasonal factor) ตัวแปรวัฏจักร (cyclical factor) และเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (irregular movement) โดยวิธี Box- Jenkins จะสามารถแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็น 2 ประเภทดังนี้

1) อนุกรมเวลาที่เป็น stationary series คืออนุกรมเวลา $\{X_t\}$ ที่มีค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของ X_t คงที่ กล่าวคือ ค่าเฉลี่ย E (Y_t) และค่าความแปรปรวน V (X_t) มีค่าคงที่สำหรับอนุกรมแต่ละอนุกรมเวลา ซึ่งอนุกรมที่มีแนวโน้มและ/ หรืออิทธิพลของฤดูกาลจะมีค่าเฉลี่ย E (X_t) ไม่คงที่ และอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนของ X_t สูง จะเป็นลักษณะของอนุกรมเวลาที่ V (X_t) มีค่าไม่คงที่ ซึ่งจะเรียกอนุกรมเวลาดังกล่าวนี้ว่า อนุกรมเวลาที่ไม่เป็น stationary series นอกจากอนุกรมเวลาที่เป็น stationary series จะเป็นอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนคงที่แล้วยังจะต้องมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Autocorrelation) ที่ lag k ขึ้นอยู่กับค่า k อย่างเดียว อนุกรมเวลาที่สามารถกำหนดรูปแบบ ARMA (p, q) ได้จะต้องเป็น stationary series แล้ว

2) อนุกรมเวลาที่ไม่เป็น stationary series เป็นอนุกรมที่ไม่มีคุณสมบัติเป็น stationary series (ข้อ 1) การจะหารูปแบบ ARMA (p, q) ให้กับอนุกรมเวลาดังกล่าวได้จะต้องแปลงอนุกรมเวลาดังกล่าวให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่มีคุณสมบัติ stationary series เสียก่อน การแปลงอนุกรมเวลาที่ไม่เป็น stationary series ให้เป็นอนุกรมเวลาที่เป็น stationary series อาจทำได้ด้วยวิธีการต่างๆ ดังนี้

2.1) การหาผลต่างปกติของอนุกรมเวลาเพื่อกำจัดแนวโน้ม คืออนุกรมเวลา (X_t) ที่มีแนวโน้มอยู่ในอนุกรมเวลา จะต้องแปลงให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีแนวโน้ม (Z_t) โดย $Z_t = \Delta^d X_t$ โดยที่ d เป็นลำดับของการหาผลต่างปกติและ Δ คือผลต่างของตัวแปรเช่น เมื่อ d = 1 จะได้ $Z_t = \Delta X_t = X_t - X_{t-1}$ เมื่อ d = 2 จะได้ $Z_t = \Delta^2 X_t = \Delta(X_t - X_{t-1}) = \Delta X_t - \Delta X_{t-1} = X_t - 2 X_{t-1} + X_{t-2}$ เป็นต้นจำนวนครั้งที่หาผลต่างจะขึ้นอยู่กับว่าเมื่อหาผลต่างแล้วอนุกรมเวลาใหม่ เป็น stationary series หรือไม่ ถ้ายังไม่

เป็น stationary series ต้องหาผลต่างต่อไป โดยทั่วไปถ้าอนุกรมเวลามีแนวโน้มเป็นแบบเส้นตรงจะใช้ d=1 อนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเป็นแบบควอดราติกจะใช้ d=2

2.2) การหาผลต่างฤดูกาลของอนุกรมเวลา ถ้าอนุกรมเวลามีตัวแปรฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จะต้องแปลงอนุกรมเวลาเดิม (X_t) ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ที่ไม่มีฤดูกาล (Z_t) โดย $Z_t = \Delta_L^D X_t$ โดย D เป็นลำดับของการหาผลต่างฤดูกาลและ L เป็นจำนวนฤดูกาลต่อไป เช่นสำหรับอนุกรมเวลารายเดือน(L = 12) เมื่อ D=1 จะได้ $Z_t = \Delta_{12} X_t$ หรือ $Z_t = X_t - X_{t-12}$และ เมื่อ D=2 จะได้ $Z = \Delta_{12}^2 X_t$ หรือ $Z = \Delta^2 (X_t - X_{t-12}) = X_t - 2X_{t-12} + X_{t-24}$ เป็นต้น ผลต่างนี้จะทำกี่ครั้งขึ้นกับว่าเมื่อหาผลต่างแล้วอนุกรมเวลาใหม่เป็น stationary series หรือไม่ถ้ายังไม่เป็น stationary series ต้องหาผลต่างต่อไป

2.3) การหาผลต่างปกติและผลต่างฤดูกาล กรณีที่อนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้มและตัวแปรฤดูกาล การปรับให้อนุกรมเวลาเป็น stationary series นั้นจะทำได้โดยการหาผลต่างปกติและผลต่างฤดูกาลควบคู่กันไป ซึ่งค่า d เป็นลำดับของการหาผลต่างปกติ และค่า D เป็นลำดับของการหาผลต่างฤดูกาลค่า d และ D จะมีจำนวนครั้งเท่าใดนั้นขึ้นอยู่กับการหาผลต่างปกติและผลต่างฤดูกาลจนกว่าอนุกรมเวลาใหม่จะเป็น stationary series เช่น อนุกรมเวลารายเดือนที่มีทั้งแนวโน้มและฤดูกาล เมื่อ d=1 และ D=1 จะแปลงอนุกรมเวลาเดิม (X_t) ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ (Z_t) โดย $Z_t = \Delta\Delta_{12} X_t = \Delta X_t - X_{t-12} = X_t - X_{t-1} - X_{t-12} + X_{t-13}$ เป็นต้น

2.4) การหาลอการิทึมของค่าสังเกตในอนุกรมเวลา นั้นคือแปลงอนุกรมเวลาเดิม (X_t) ให้เป็นอนุกรมเวลาใหม่ (Z_t) โดย $Z_t = \text{In}(X_t)$ การแปลงอนุกรมเวลาลักษณะนี้จะทำเมื่อความแปรปรวน $V(X_t)$ ของอนุกรมเวลาไม่คงที่

3.1.3 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (unit root test)

แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาของข้อมูลอนุกรมเวลา สำหรับทดสอบว่าตัวแปรแต่ละตัวมีลักษณะนิ่ง (stationary) หรือไม่ คือการทดสอบ unit root ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์ (2542) กล่าวว่า การประมาณค่าทางเศรษฐมิติ โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลานั้น มีข้อสมมุติ (assumptions) เกี่ยวกับความนิ่งของข้อมูล สมมุติว่าแบบจำลองเป็นดังนี้

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + u_t \tag{3.5}$$

$$X_t = X_{t-1} + u_{21} \quad ; \; u_{2t} \sim iid(0, \sigma^2_{u_2}) \tag{3.6}$$

โดยที่ u_{21} เป็นอนุกรมเวลาของตัวแปรสุ่ม (random variables) ที่มีการแจกแจงปกติที่เหมือนกันและเป็นอิสระต่อกัน มีค่าเฉลี่ย (mean) เท่ากับศูนย์ และค่าความแปรปรวน (variance) คงที่ซึ่งตัวแปร X เป็นแนวเดินเชิงสุ่ม และเป็น integrated of order one, I (1) เพราะฉะนั้นตัวแปร y_t ก็จะเป็น I (1) ด้วย ตามทฤษฎีเศรษฐมิตินั้น การถดถอยด้วยตัวแปรที่มีลักษณะไม่นิ่ง (nonstationary) ค่าสถิติ t ที่ใช้โดยปกติจะมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน (nonstandard distribution) ดังนั้นการใช้ตารางมาตรฐานสำหรับการทดสอบค่าสถิติแบบที่ใช้โดยทั่วไปอาจทำให้เกิดการสรุปที่ผิดพลาดและเกิดการถดถอยที่ไม่ถูกต้อง (spurious regression) (Jonhston and Dinardo, 1997)

การทดสอบ Unit Root นั้นทำได้หลายวิธี ได้แก่การทดสอบ ADF (Augmented Dickey-Fuller (ADF) test) (Said and Dickey, 1984) และ DF (Dick-Fuller (DF) test) (Dickey and Fuller, 1981) โดยสมมุติฐานว่าง (null hypothesis) ของการทดสอบ DF (Dick- Fuller (DF)test) คือ H_0 : $\rho = 1$ จากสมการ (3.7)

$$X_t \quad = \quad \rho X_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.7)$$

ถ้าการทดสอบพบว่า $|\rho| < 1$ แล้วแสดงว่า X_t จะมีลักษณะนิ่งแต่ถ้า $\rho = 1$ แล้ว X_t จะมีลักษณะไม่นิ่ง นอกจากนี้ยังสามารถทดสอบได้อีกทางหนึ่งซึ่งคล้ายกับสมการ (3.7)

$$\Delta X_t \quad = \quad \phi X_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.8)$$

สมมุติฐานว่าง (null hypothesis) ของการทดสอบคือ $H_0 : \theta = 0$ และ $H_a : \theta < 0$ โดยที่ $\rho = (1 + \theta)$ ซึ่งถ้า θ ในสมการ (3.8) มีค่าเป็นลบ แสดงว่า $\rho < 1$ (ρจากสมการ (3.7)) จึงสรุปได้ดังนี้ ถ้าปฏิเสธ $H_0 : \theta = 0$ หรือยอมรับ $H_a : \theta < 0$ หมายถึง X_t มีลักษณะนิ่ง หรือมี integration of order zero (Charemza and Deadman, 1992) ในทางตรงกันข้าม ถ้ายอมรับ H_0 จะหมายความว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่ง โดยการพิจารณาค่าสถิติ DF เปรียบเทียบค่าวิกฤต MacKinnon (Gujarati, 2003) หรือค่าวิกฤตจากตางราง Dickey – Fuller (Enders, 1995) โดยถ้า X มีแนวคิดเดินเชิงสุ่ม มีความโน้มเอียงทั่วไปรวมอยู่ด้วยสามารถเขียนแบบจำลองได้ดังสมการที่ (3.9) และถ้ามีแนวโน้มตามเวลาเชิงเส้นรวมอยู่ด้วยจะได้แบบจำลองดังสมการที่ (3.10) ตามลำดับ

$$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.9}$$

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.10}$$

โดยที่ t = เวลา

ถ้าหากสมการที่ (3.8), (3.9), (3.10) มีกระบวนการเชิงอัตถดถอยเข้ามาเกี่ยวข้องแล้วจะเรียกว่า การทดสอบโดยวิธี Augmented Dickey – Fuller test (ADF test) ได้สมการเป็นดังนี้

$$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.11}$$

$$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.12}$$

$$\Delta X_t = \alpha + \beta t + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.13}$$

ซึ่งการทดสอบแบบดังกล่าวมีการแจกแจงเหมือนกับการทดสอบ DF จึงสามารถใช้ค่าวิกฤตในการพิจารณาแบบเดียวกัน และใช้ F-test ในการทดสอบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมนั้นมีจุดตัดแกนและแนวโน้มเวลาหรือไม่ โดยคำนวณได้ดังนี้

$$F = \frac{(N - k)(SSR_R - SSR_{UR})}{r(SSR_{UR})} \tag{3.14}$$

โดยที่

SSR_R = The sum of square of residuals from the restricted model

SSR_{UR} = The sum of square of residuals from the unrestricted model

N = Number of observations

k = Number of parameters estimated in the unrestricted model

r = Number of restrictions

และในการเลือก lag length จะใช้วิธี serial correlation LM test เพื่อหา lag length ที่มีค่า probability มากที่สุด จึงจะถือว่าค่า lag นั้นมีความเหมาะสม

3.1.4 การทดสอบความนิ่งแบบเป็นฤดูกาลของข้อมูล (seasonal unit root test)

แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาของข้อมูลอนุกรมเวลา สำหรับทดสอบว่าตัวแปรแต่ละตัวมีลักษณะนิ่ง (stationary) หรือไม่ โดยความนิ่งที่ทดสอบนั้นจะมีด้วยกัน 3 แบบ คือ ความนิ่งแบบมาตรฐาน (standard unit root) ความนิ่งแบบฤดูกาลเป็นรายครึ่งปี (semiannual root) และความนิ่งตามฤดูกาลแบบรายไตรมาส (seasonal root at the quarterly frequency) โดยใช้แบบจำลองของ Hylleberg et al. 1990 (Patterson, 2000) ดังนี้

$$X_t = C_t + \gamma_1 X_{1t-1} - \gamma_2 X_{2t-1} + \gamma_3 X_{3t-2} - \gamma_4 X_{3t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.15)$$

โดยสมมุติฐานว่าง (null hypothesis) ของการทดสอบว่ามีความไม่นิ่งแบบมาตาฐาน $H_0 : \gamma_1 = 0$ ถ้าการทดสอบพบว่า $\gamma_1 = 0$ (ยอมรับสมมุติฐานว่าง) แสดงว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่งแบบมาตรฐาน ถัดไปคือการทดสอบความไม่นิ่งแบบฤดูกาลเป็นรายครึ่งปี โดยสมมุติฐานว่าง คือ $H_0 : \gamma_2 = 0$ และถ้าจากการทดสอบพบว่า $\gamma_2 = 0$ (ยอมรับสมมุติฐานว่าง) แสดงว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่งแบบฤดูกาลรายครึ่งปีและสุดท้ายคือการทดสอบความไม่นิ่งตามฤดูกาลแบบรายไตรมาส โดยใช้การทดสอบ F-test สมมุติฐานว่างคือ $\gamma_3 = \gamma_4 = 0$ ถ้าจากการทดสอบได้ค่า F-test น้อยกว่าค่าอาณาเขตวิกฤต(ยอมรับสมมุติฐานว่าง) แสดงว่า X_t มีลักษณะไม่นิ่งตามฤดูกาลแบบรายไตรมาส โดยตัวแปร X_{1t-1} , X_{2t-1} , X_{3t-1} และ X_{3t-2} คำนวณได้จาก

$$X_{1t-1} = (1 + L + L^2 + L^3) X_{t-1} = X_{t-1} + X_{t-2} + X_{t-3} + X_{t-4} \qquad (3.16)$$

$$X_{2t-1} = -(1 - L + L^2 - L^3) X_{t-1} = -X_{t-1} + X_{t-2} - X_{t-3} + X_{t-4} \qquad (3.17)$$

$$X_{3t-1} = -(1 - L^2) X_{t-1} = -X_{t-1} + X_{t-3} \qquad (3.18)$$

$$X_{3t-2} = (L - L^3) X_{t-1} = X_{t-2} - X_{t-4} \qquad (3.19)$$

หมายเหตุ: L คือ lag operater

ซึ่งค่าสถิติที่ใช้ทดสอบจะใช้ของ Hylleberg et al. 1990 (Patterson, 2000)

ตาราง3.1 ตารางค่าสถิติของ Hylleberg et al.1990

	$\gamma_1 = 0$	$\gamma_2 = 0$	$\gamma_3 = \gamma_4 = 0$
Intercept	-2.96	-1.95	3.04
Intercept plus seasonal dummies	-3.56	-1.91	2.95
Intercept plus seasonal dummies plus time trend	-3.71	-3.08	6.55

3.1.5 แบบจำลองการพยากรณ์ โดยวิธี Box – Jenkins

การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยวิธี Box – Jenkins ในรูปแบบ อารีมา (p, d, q) ต้องพิจารณาว่าอนุกรมเวลาเป็น stationary series หรือไม่ (ทรงศิริ แต้สมบัติ, 2539) โดยพิจารณาจาก

1) ค่าเฉลี่ย $E(X_t)$ คงที่ สำหรับทุกค่าของ t หรือไม่จะทำได้โดยการแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็นส่วนๆ แล้วหาค่าความแปรปรวนของอนุกรมเวลาแต่ละส่วน ถ้าค่าเฉลี่ยแต่ละส่วนย่อยไม่แตกต่างกันมากจะสรุปได้ว่า $E(X_t)$ คงที่

2) ค่าความแปรปรวน $V(X_t)$ คงที่ สำหรับทุกค่าของ t หรือไม่จะทำได้โดยการแบ่งอนุกรมเวลาออกเป็นส่วนๆ แล้วหาค่าความแปรปรวนของอนุกรมเวลาแต่ละส่วน ถ้าค่าความแปรปรวนแต่ละส่วนย่อย ไม่แตกต่างกันมากนักจะสรุปได้ว่า $V(X_t)$ คงที่

3) พิจารณาแนวโน้มและปัจจัยฤดูกาล ด้วยการวาดกราฟอนุกรมเวลาในกรณีที่มีแนวโน้มและปัจจัยฤดูกาลมักจะเห็นชัดเจนได้จากรูปที่เรียกว่าคอเรลโรแกรม (Correlogram)

4) พิจารณาคอเรลโลแกรม ของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวอย่าง (r_k) กรณีที่อนุกรมเวลาเป็นแบบ stationary ค่าคอเรลโลแกรม ของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r_k) จะมีค่าลดลงค่อนข้างเร็ว เมื่อ k มีค่าเพิ่มขึ้นมาก ดังนั้น ถ้าค่าสัมประสิทธ์สหสัมพันธ์ (r_k) มีค่าลดลงค่อนข้างช้าจะเป็นข้อสังเกตว่าอนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้ม แต่ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r_k) มีค่าลดลงค่อนข้างช้า และมีค่าค่อนข้างสูงที่ k = L, 2L, 3L จะเป็นข้อสังเกตว่าอนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาล และถ้าการเคลื่อนไหวของค่าคอเรลโลแกรมของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r_k) มีลักษณะคล้ายลูกคลื่นโดยคลื่นจะครบรอบภายใน 2 ช่วงเวลา แสดงว่าอนุกรมเวลามีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง

เมื่อพิจารณาจากการตรวจสอบแล้วว่าอนุกรมเวลาที่ศึกษาไม่เป็น stationary ก่อนที่จะทำการกำหนดรูปแบบให้กับอนุกรมเวลาที่ไม่เป็น stationary จะต้องแปลงอนุกรมเวลาที่เป็น stationary เสียก่อนโดยการหาผลต่างสำหรับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้ม ถ้าอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลฤดูกาลให้หาผลต่างฤดูกาลจนได้อนุกรมเวลาที่เป็น stationary ถ้าอนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้มและอิทธิพล

ฤดูกาลให้หาผลต่างฤดูกาลได้อนุกรมเวลาที่เป็น stationary แต่ถ้าอนุกรมเวลามีความแปรปรวนไม่คงที่ ให้แปลงอนุกรมเวลาเดิมโดยการหาลอการิทึม $Z = \ln(X_t)$ จนกว่าจะได้อนุกรมเวลาใหม่ ที่มีความแปรปรวนคงที่ จากอนุกรมเวลาใหม่เป็น Stationary Series แล้วจะทำตามขั้นตอนของ Box – Jenkins

ขั้นตอนของ Box-Jenkins ประกอบด้วย 4 ขั้นตอน ดังนี้ ขั้นตอนที่หนึ่ง คือการกำหนดรูปแบบจำลอง (identification) ขั้นตอนที่สอง คือ การประมาณค่า (estimation) ขั้นตอนที่สามคือวิเคราะห์ความถูกต้อง (diagnostic checking) และขั้นตอนที่สี่ คือการพยากรณ์ (forecasting) ตามลำดับ

1) การกำหนดรูปแบบจำลอง (identification) ให้กับอนุกรมเวลาที่เป็น stationary series เป็นการหารูปแบบ ARMA (p.q) ที่คาดว่าจะเหมาะสมให้กับอนุกรมเวลาโดยที่

autocorrelation: ρ_k คือการวัดความสัมพันธ์ของแต่ละช่วงเวลาโดยมีช่วงเวลาที่ย้อนหลังไป k หน่วยเวลา โดยที่ ρ_k มีค่าเท่ากับ $-1 < \rho_k < 1$ โดยพิจารณาเปรียบเทียบค่าautocorrelation (r_k) ของอนุกรมเวลาตัวอย่างกับค่า autocorrelation (ρ_k) ของอนุกรมเวลาของประชากรที่มีช่วงเวลาย้อนหลังไป k หน่วยเวลา ซึ่งมีสูตรดังนี้

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=a}^{n-k} (X_{t-q})(X_{t+k-q})}{\sum_{t=a}^{n} (X_{t-q})^2} \tag{3.20}$$

โดยที่ $X_t = \sum_{t=a}^{n} (X_t)$

q = จำนวนเวลาสุดท้ายที่ย้อนหลัง

อย่างไรก็ตามเนื่องจากอนุกรมเวลาจะเผชิญกับปัญหาสหสัมพันธ์ทั้งที่เกิดจากตัวแปรอิสระที่เป็นค่าความล่าช้า (lag) ของตัวแปรตาม (autoregressive) และสหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน (moving average) เนื่องจาก autocorrelation Function (ACF) ใช้ในการอธิบายสหสัมพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อนแต่ไม่สามารถใช้อธิบายความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่เป็นค่าความล่าช้าของตัวแปรตาม patial autocorrelation function (PACF) ใช้วัดความสัมพันธ์ดังกล่าวดังจะสามารถพิจารณาได้จากสมการ Yule-walker (Pindyck and Rublinfeld, 1996) ดังนี้

$$\rho_p \quad = \quad \phi_1\rho_{p-1} + \phi_2\rho_{p-2} + \ldots + \phi_p\rho \tag{3.21}$$

ถ้า kมากกว่า pจะได้

$$\rho_k \quad = \quad \phi_1\rho_{k-1} + \phi_2\rho_{k-2} + \ldots + \phi_p\rho_{k-p} \tag{3.22}$$

การกำหนดลำดับขั้น p, q ในแบบจำลอง (identifying the dependence order of model) ขั้นตอนคือการระบุว่าแบบจำลองนี้ควรจะมี autoregressive, p เท่าใด differencing, d ที่ลำดับเท่าใด และ moving average, q เท่าใด โดยพิจารณาจาก ACF และ PACF ซึ่งอาจจะใช้ตาราง 3.2 ดังต่อไปนี้พิจารณาร่วม

ตาราง3.2 ตารางแสดงการพิจารณา ACF และ PACF

ชนิดของแบบจำลอง	รูปแบบของ ACF	รูปแบบของ PACF
AR (p)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (tails off)	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง p ค่าแล้วหายไป (cut off after lag p)
MA (q)	เกิดค่าที่ชัดเจนเพียง q ค่าแล้วหายไป (cut off after lag p)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (tails off)
ARMA (p,q)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (tails off)	ลู่โค้งเข้าหาแกน (tails off)

ที่มา : Gujarati (2003)

จากตาราง3.2 สามารถกำหนดรูปแบบของแบบจำลองได้ดังต่อไปนี้หากคอเรลโลแกรมของ ACF มีลักษณะโค้งลู่เข้าหาแกนในระนาบ ในขณะที่คอเรลโลแกรม PACF เกิดมีค่าขึ้นมาไม่กี่ค่าแล้วหายไปจำนวนของแท่งของค่าที่เกิดขึ้นมาให้นับเป็น ค่าที่ p ของ AR(p) ยกตัวอย่างเช่น เมื่อพิจารณาคอเรลโลแกรมของ ACF ที่โค้งลู่เข้าแกนระนาบ และ PACF ที่มีแท่งคอเรลโลแกรมเกิดขึ้น 1 แท่ง แปลได้ว่าแบบจำลองควรมีลักษณะเป็น AR (1) สำหรับ MA (q) นั้นก็จะมี ACF ที่เกิดขึ้นมาไม่กี่ค่าแล้วหายไป ในขณะที่ PACF จะลู่โค้งเข้าหาแกนระนาบนั้น ยกตัวอย่างเช่น หากค่า ACF เกิด แท่งคอเรลโลแกรมขึ้นเพียง 2 แท่งและหลังจากนั้นก็หายไป ในขณะที่ PACF โค้งลู่เข้าหาแกนระนาบ สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองควรมีลักษณะเป็น MA (2) และหาก ACF และ PACF โค้งเข้าหาแกน

ระนาบทั้งคู่แบบจำลองควรจะเป็น ARMA (p, q) และเมื่อรวมกันกับการทดสอบความเป็น stationary ในขั้นตอนที่ 1 แล้ว จะสามารถหาค่าของ difference ได้ ผลจากการ difference จำนวน d ครั้งนั้น ก็จะได้แบบจำลอง ARIMA (p, d, q) แต่อย่างไรก็ตามหลักการดังกล่าวก็เป็นเพียงเครื่องช่วยการพิจารณาในระดับหนึ่งเท่านั้นเนื่องจากวิธีการดังกล่าวมีลักษณะที่เป็นศิลป์ (art) มากกว่าศาสตร์ (science) ดังนั้น เพื่อประเมินแบบจำลองว่าแบบจำลองใดมีความเหมาะสมที่จะใช้เป็นตัวแทนกลุ่มข้อมูลจริง สามารถพิจารณาได้จากค่าสถิติดังต่อไปนี้เพื่อประกอบในการตัดสินใจ

ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) โดยจะเป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริง และค่าที่ประมาณจากแบบจำลองมีความแตกต่างกันมากน้อยเพียงใด หากค่าRMSE มีค่าเท่ากับศูนย์หมายถึงแบบจำลองที่ประมาณได้มีค่าเท่ากันกับค่าจริงพอดี ดังนั้นหากว่าค่า RMSE มีค่าน้อยเพียงใดก็แสดงว่าแบบจำลองนั้นสามารถเป็นตัวแทนค่าจริงได้ดีมากเพียงนั้นสามารถพิจารณาสมการค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) ได้ดังนี้

$$\text{RMSE} = \sqrt{(1/T)\sum_{t=1}^{T} (X_t^s - X_t^a)} \tag{3.23}$$

กำหนดให้ X_t^s = ค่าที่ประมาณจากแบบจำลอง

X_t^a = ค่าข้อมูลจริง

T = จำนวนของคาบเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

นอกจากจะใช้ค่า RMSE ในการประเมินความถูกต้องของแบบจำลองแล้วยังสามารถพิจารณาค่าสถิติตัวอื่น เช่น Theil's inequality coefficient โดยในหลักการเบื้องต้น พบว่าสมการที่ใช้นี้ยังคงมีหลักการที่คล้ายคลึงกันกับ RMSE โดยสิ่งที่ต่างออกไปจาก RMSE คือค่าสถิตินี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ทั้งนี้หากค่า U มีค่าเท่ากับศูนย์ นั่นก็หมายความว่าค่าที่ได้จากการประมาณมีค่าเท่ากันพอดีกับค่าที่เป็นข้อมูลจริง แสดงถึงแบบจำลองที่ประมาณได้เป็นแบบจำลองที่เป็นตัวแทนข้อมูลได้อย่างดีที่สุด ในขณะที่ถ้า U มีค่าเท่ากันกับหนึ่ง แปลว่าแบบจำลองที่ประมาณได้เป็นแบบจำลองที่แย่ที่สุด ดังนั้น วิธีการพิจารณาค่าสถิตินี้ให้เลือกจากแบบจำลองที่มีค่า U ที่น้อยๆ ดังจะพิจารณาได้จากสมการที่ (3.24)

$$U \quad = \quad \frac{\sqrt{(1/T)\sum_{t=1}^{T}(X_t^s - X_t^a)}}{\sqrt{(1/T)\sum_{t=1}^{T}(X_t^s)^2} + \sqrt{(1/T)\sum_{t=1}^{T}(X_t^a)^2}} \tag{3.24}$$

กำหนดให้ X_t^s = ค่าที่ประมาณจากแบบจำลอง

X_t^a = ค่าข้อมูลจริง

T = จำนวนของคาบเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

อย่างไรก็ตามยังมีค่าสถิติอีกหลายอย่างที่สามารถนำมาพิจารณาประกอบร่วมกันกับ RMSE และ Theil's inequality coefficient เพื่อใช้ในการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดอาทิเช่น R Adjusted R^2, Akaike Information Criterion (AIC) และSchwarz's Bayeian Information Criterion (SC) สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

R^2 คือการวัดค่าตัวแปรอิสระสามารถอธิบายตัวแปรตามได้ดีเพียงใดหากค่านี้เท่ากับ 1 หมายความว่าตัวแปรอิสระสามารถอธิบายตัวแปรตามได้ 100% ในทางกลับกันหากค่านี้มีค่าเท่ากับ 0 หมายความว่าตัวแปรอิสระไม่สามารถอธิบายตัวแปรตามได้เลยแต่อย่างไรก็ตามพบว่าหากมีการเพิ่มตัวแปรอิสระเข้าไปในสมการมาก ก็จะทำให้ค่า R^2 มากขึ้นด้วย นับเป็นข้อจำกัดของค่าสถิตินี้ โดยสามารถพิจารณารูปแบบสมการได้จากสมการที่ (3.25) ดังนั้นเพื่อปรับปรุงข้อจำกัด ดังกล่าวข้างต้น จึงเกิดค่าสถิติใหม่ คือค่า Adjusted R^2 ($\bar{R}$) จะมีการผกผันกันระหว่างตัวแปรที่เพิ่มเข้าไปกับค่า R^2 ที่ได้เพิ่มขึ้นมาดังแสดงในสมการที่ (3.26)

$$R^2 \quad = \quad 1 - \frac{\sum \hat{u}_i}{\sum X_i^2} \tag{3.25}$$

$$\bar{R}^2 \quad = \quad 1 - \frac{\sum \hat{u}_i^2/(n-k)}{\sum X_i^2/(n-1)} \tag{3.26}$$

Akaike Information Criterion (AIC) คือค่าสถิติที่ประยุกต์คล้ายกับ $\bar{R}^2$ โดยหากค่าสถิตินี้มีค่าน้อยเพียงใด นั้นก็แปลว่า แบบจำลองที่ประมาณได้นั้นสามารถเป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้ดีเพียงนั้นทั้งนี้ค่าสถิตินี้เหมาะที่จะนำไปใช้ในการหาค่าย้อนหลัง (lag length) ที่เหมาะสมอีกด้วย แสดงในสมการที่ (3.27)

$$\text{AIC} = \left(\frac{2k}{n}\right) + \log\left(\frac{\sum \hat{u}_i^2}{n}\right) \tag{3.27}$$

กำหนดให้ $\sum \hat{u}_i^2$ = ผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อน

n = ค่าสังเกตทั้งหมด

Schwarz's Bayeian Information Criterion (SC, BIC หรือ SBC) คือวิธีการวัดปรับได้อย่างดี (Goodness of Fit) ของแบบจำลองได้ดีกว่า Akaike Information Criterion (AIC) เป็นวิธีที่ประยุกต์คล้ายกับ AIC สามารถเขียนสมการ SC ได้ดังสมการที่ (3.28)

$$\text{SC} = \log\left(\frac{\sum \hat{u}_i^2}{n}\right) + \frac{2k \log n}{n} \tag{3.28}$$

จากค่าสถิติข้างต้นทั้งหมดจะนำมาใช้ประกอบในการพิจารณาเลือกแบบจำลอง ARIMA (p, d, q) ที่เหมาะสมที่สุด โดยจะคัดเลือกแบบจำลองในขั้นตอนนี้ไว้ 3-4 แบบจำลองเพื่อการเลือกอีกครั้งเพื่อที่จะเปรียบเทียบว่าแบบจำลองใดจะมีความสามารถในการพยากรณ์มากที่สุด

2. การประมาณค่าพารามิเตอร์ในรูปแบบ (estimation) คือการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ที่มาจากรูปแบบการถดถอยในตัวเอง (AR) และรูปแบบการเคลื่อนที่ของค่าคลาดเคลื่อน (MA) โดยสามารถเลือกใช้วิธีการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (simple least square) แต่สามารถที่จะใช้วิธีการ ถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear) เพื่อสร้างความสัมพันธ์ของสมการที่จะสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้ หากรูปและ ความสัมพันธ์นั้นเป็นรูปแบบที่มีความเหมาะสมที่สุด

3. การตรวจสอบแบบจำลอง (diagnostics) เมื่อกำหนดรูปแบบและประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบจำลอง จะต้องตรวจสอบทุกครั้งว่ารูปแบบที่กำหนดนั้นมีความเหมาะสมจริงหรือไม่การตรวจสอบจะทำได้หลายวิธี ยกตัวอย่างเช่น การพิจารณาคอเรลโลแกรมของอัตสหสัมพันธ์ของกลุ่มตัวอย่าง (ρ_k) แต่อย่างไรก็ตาม Gujarati (2003) ได้เสนอการทดสอบวิเคราะห์ความเหมาะสมของแบบจำลอง โดยใช้การทดสอบของ Box และ Pierce ซึ่งจะแสดงได้โดยใช้ Q statistic ดังในสมการที่ (3.29)

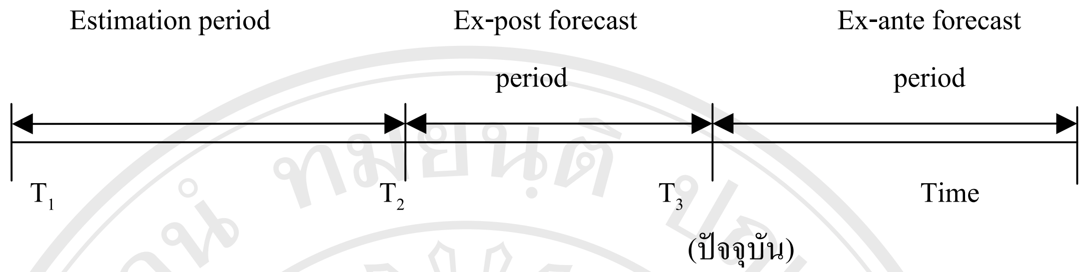
$$Q = n\sum_{K=1}^{m}\rho^2_k \qquad (3.29)$$

กำหนดให้ n = จำนวนของข้อมูล

m = ค่า Lag Length

จากสมการที่ (3.29) ค่า Q นั้นจะพบว่ามีการแจกแจงเป็นแบบ Chi-square ที่มีดีกรีเท่ากับ m ซึ่งอยู่ภายใต้ข้อสมมุติฐานว่างสมมติฐานว่าง คือค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการประมาณมีลักษณะเป็น White Noise นั่นก็แปลว่าแบบจำลองมีลักษณะปราศจากอัตสหสัมพันธ์ (Aucorrelation) ดังนั้นหากตรวจสอบพบว่าแบบจำลองนั้นปราศจากอัตสหสัมพันธ์แล้วจะใช้แบบจำลองนั้นในการพยากรณ์ต่อไป แต่หากแบบจำลองนั้นไม่เหมาะสมต้องทำตามขั้นตอนที่ 1 เพื่อกำหนดรูปแบบจำลองใหม่

4. การพยากรณ์ (forcecasting) เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมภายหลังจากการวิเคราะห์ความถูกต้องแล้ว ก็สามารถนำแบบจำลองใช้ในการพยากรณ์ แต่เนื่องจากการพยากรณ์ข้อมูลไปข้างหน้านั้นจะต้องใช้แบบจำลองที่ให้ค่าประมาณที่แม่นยำที่สุด ดังนั้น การพยากรณ์จึงต้องมีการทดสอบแบบจำลองโดยการแบ่งการพยากรณ์ออกเป็น 3 ช่วง คือ ช่วง Historical forecast อันเป็นการพยากรณ์ตั้งแต่อดีตจนถึงช่วงเวลาที่พิจารณา (T_2) การพยากรณ์ช่วง Ex-post forecast คือการพยากรณ์โดยการตัดข้อมูลออกมาส่วนหนึ่งแล้วทำการพยากรณ์แล้วเปรียบเทียบข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ โดยพิจารณาค่า Root Mean Square Error (RMSE) และ Theil's Inequality Coefficient (TIC) และค่า Akaike Information Criterion (AIC) พิจารณาค่าสถิติทั้งสามค่าที่มีค่าน้อยที่สุด ได้จากการทำการพยากรณ์ เมื่อเลือกรูปแบบจำลองที่ดีที่สุดแล้วจึงนำแบบจำลองนั้นมาทำการพยากรณ์แบบ Ex - ante forecast ซึ่งเป็นการพยากรณ์ข้อมูลไปข้างหน้า ดังรูป3.1



รูป 3.1 ช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์

ที่มา : Pindyck and Rubinfeld (1997)

3.2 ระเบียบวิธีวิจัย

การพยากรณ์มูลค่าเสื้อผ้าสำเร็จรูป โดยวิธี ARIMA เป็นการนำเอาข้อมูลอนุกรมเวลามาหารูปแบบแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.2.1 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit root test) เป็นการพิจารณาว่าข้อมูลอนุกรมมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการทดสอบ unit root ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.30)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.31)$$

$$\Delta x_t = \alpha + \beta t + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.32)$$

3.2.2 การทดสอบความนิ่งแบบเป็นฤดูกาลของข้อมูล (Seasonal Unit Root Test) เป็นการพิจารณาว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่ง (stationary) หรือไม่ โดยความนิ่งที่ทดสอบนั้นจะมีด้วยกัน 3 แบบ คือ ความนิ่งแบบมาตรฐาน (standard unit root) ความนิ่งแบบฤดูกาลเป็นรายครึ่งปี (semiannual root) และความนิ่งตามฤดูกาลแบบรายไตรมาส (seasonal root at the quarterly frequency) โดยใช้แบบจำลองของ Hylleberg et al. 1990 (Patterson, 2000) ดังนี้

$$X_t = C_t + \gamma_1 X_{1t-1} - \gamma_2 X_{2t-1} + \gamma_3 X_{3t-2} - \gamma_4 X_{3t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.33)$$

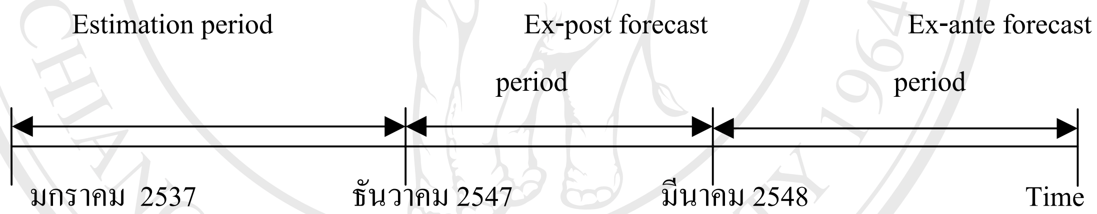
3.2.3 การกำหนดแบบจำลอง ARIMA (p,d,q) โดยพิจารณาคอเรลโลแกรม autocorrelation function (ACF) และpatial autocorrelation ฟunction (PACF) เพื่อที่จะสามารถระบุว่าแบบจำลองควรจะมี

autocorrelation function (ACF) เพื่อที่จะสามารถระบุว่าแบบจำลองควรจะมี autoregressive (p) เท่าใด และmoving average (q) เท่าใด งานวิจัยนี้จึงสร้างแบบจำลอไว้หลายแบบจำลองเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด

3.2.4 การประมาณค่าพารามิเตอร์ เพื่อนำค่าพารามิเตอร์ที่ได้นั้นนำไปทำการพยากรณ์มูลค่าต่อไป

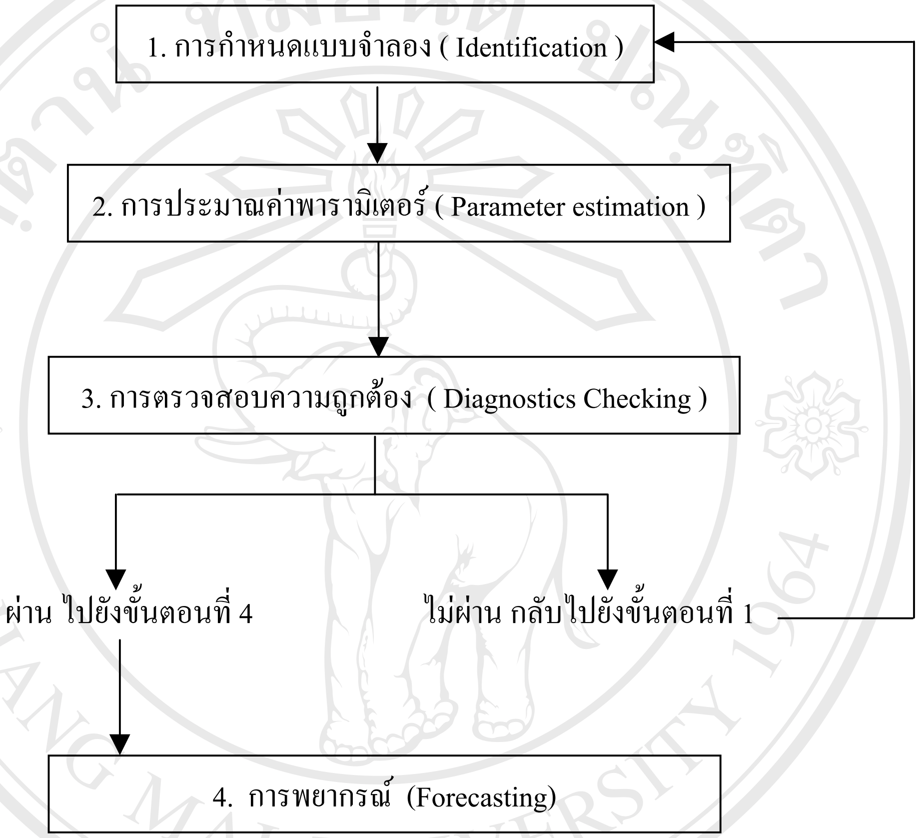
3.2.5 การตรวจสอบความถูกต้องเมื่อทำการหาแบบจำลองที่เหมาะสม และประมาณค่าพารามิเตอร์แล้วจึงทำการทดสอบแบบจำลองโดยพิจารณาจากค่า Q-statistic จากคอเรลโลแกรมของ อัตสหสัมพันธ์ของกลุ่มตัวอย่าง

3.2.6 การพยากรณ์จะทำการพยากรณ์มูลค่าเสื้อผ้าสำเร็จรูป จะทำการแบ่งการพยากรณ์ออกเป็น 3 ช่วงได้แก่ ช่วง Historical forecast ช่วง Ex-post forecast และ ช่วง Ex-ante forecast ดังรูป



รูป 3.2 ช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์จริง

ขั้นตอนต่างๆ ทั้งหมดสามารถสรุปเป็นแผนภูมิการวิจัยตามวิธี Box – Jenkins ได้ดังนี้



รูป 3.3 แผนภูมิแสดงขั้นตอนการวิจัยโดยวิธี Box – Jenkins