บทที่ 4
ทฤษฎีและแนวคิดที่ใช้ในการศึกษา

ในการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างราคาปิดของหลักทรัพย์กับช่วงเวลาต่างๆ ในอดีต ความผันผวนของข้อมูลและการนำข้อมูลไปพยากรณ์ราคาที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคต โดยใช้แนวคิดและทฤษฎีเกี่ยวกับการวิเคราะห์อนุกรมเวลาการทดสอบความเป็น Stationary ของข้อมูล และการทดสอบ Unit Root, แบบจำลอง Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH), แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH), แบบจำลอง ARCH-in-mean (ARCH-M), แบบจำลอง GARCH-in-mean (GARCH-M) และการตรวจสอบรูปแบบ ดังต่อไปนี้

4.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นวิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลหรือค่าสังเกตที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น หรือการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรในช่วงเวลาที่ผ่านไป ลักษณะของการเปลี่ยนแปลงอาจมีหรือไม่มีรูปแบบก็ได้ แต่ถ้าอนุกรมเวลาแสดงให้เห็นรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาที่ผ่านมาในอดีตก็จะทำให้สามารถคาดการณ์ได้ว่าในอนาคตลักษณะการเปลี่ยนแปลงควรอยู่ในรูปแบบใดและสามารถพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงข้อมูลในอนาคตได้ การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาจะขึ้นอยู่กับการเปลี่ยนแปลงของเวลาในอดีตเป็นพื้นฐาน (ศิริลักษณ์ เล็กสมบูรณ์, 2531)

4.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary) และการทดสอบ Unit root

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) คือข้อมูลที่ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการเชิงสุ่มนั้นมีค่าคงที่เมื่อเวลาได้เปลี่ยนไปและค่าความแปรปรวนระหว่างสองคาบเวลาขึ้นอยู่กับความล้าหลัง (Lag) ระหว่างคาบเวลาทั้งสอง (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์, 2542) โดยสามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ตามสมการที่ (4.1) – (4.3)

ค่าเฉลี่ย (Mean) : $E(x_t)\ \text{constant} = \mu$ (4.1)

ความแปรปรวน (Variance) : $V(x_t)\ \text{constant} = \sigma^2$ (4.2)

ความแปรปรวนร่วม (Covariance) : $\operatorname{cov}(x_t, x_{t+k}) = E(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu) = \sigma_k - \mu$ (4.3)

โดยที่ x_t แทนข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งเป็นกระบวนการเชิงสุ่ม

ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลานั้น ข้อมูลจะต้องมีลักษณะนิ่ง เนื่องด้วยข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม (Random Process) การนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้โดยไม่ได้ทำการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งนั้น ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นไม่นิ่งจะทำให้ค่าสถิติที่เกิดขึ้นมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน (Nonstandard Distributions) ซึ่งทำให้การนำไปใช้เปรียบเทียบกับค่าในตารางมาตรฐาน (Standard Tables) ไม่ถูกต้องเนื่องจากค่าต่าง ๆ นั้นมีสมมติฐานว่าข้อมูลนั้นมีการแจกแจงมาตรฐาน (Standard Distributions) ทำให้นำไปสู่การลงความเห็นที่ผิดพลาดและความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (Spurious Regression) กล่าวคือค่า R^2 มีค่าสูงมากและได้ค่าสถิติ t มีนัยสำคัญหรือสูงเกินกว่าความเป็นจริง (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์, 2542)

ในการใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาจึงต้องทำการทดสอบว่าข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะนิ่งหรือไม่ซึ่งจะใช้การทดสอบ Unit Root โดยในการศึกษานี้จะพิจารณาเฉพาะวิธีของ Dickey-Fuller โดยวิธี DF (Dickey-Fuller Test) และ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test) ซึ่งกำหนดโดยสมการที่ (4.4)

$$x_t = \rho x_{t-1} + \varepsilon_t \tag{4.4}$$

โดยกำหนดสมมติฐานหลัก $H_0 : \rho = 1$

และ $H_1 : |\rho| < 1$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง และการทดสอบนี้ยังสามารถแปลงสมการได้ดังนี้ คือ

กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \varepsilon_t \tag{4.5}$$

กรณีมีค่าคงที่ $$\Delta x_t = \alpha + \theta x_{t-1} + \varepsilon_t \tag{4.6}$$

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \alpha + \beta t + \theta x_{t-1} + \varepsilon_t \tag{4.7}$$

โดยกำหนดสมมติฐานหลัก $H_0 : \theta = 0$

และสมมติฐานรอง $H_1 : \theta < 0$

การยอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง นอกจากนี้ถ้าสมการที่ (4.5) (4.6) และ (4.7) นำไปเข้ากระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive Processes) จะได้ดังนี้

กรณีไม่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (4.8)$$

กรณีมีเฉพาะค่าคงที่ $$\Delta x_t = \alpha + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (4.9)$$

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \alpha + \beta t + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (4.10)$$

ซึ่งสมการที่ (4.8) (4.9) และ (4.10) เป็นการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) นั่นเอง ซึ่งพัฒนามาจากวิธี Dickey-Fuller Test เพื่อแก้ปัญหา Serial Correlation ในการตรวจสอบว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ t ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤติ (Critical Value) ในตาราง ADF (Enders, 1995)

4.3 **แบบจำลอง** Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาส่วนใหญ่แล้วจะมีการกำหนด Stochastic Variable ให้มีความแปรปรวนคงที่ (Homoscedastic) ซึ่งในการประยุกต์ใช้กับบางข้อมูลนั้นค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อน (Error Term) จะไม่ใช่ฟังก์ชั่นของตัวแปรอิสระแต่มีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงเวลาขึ้นอยู่กับขนาดของความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในอดีต และในบางงานศึกษา เช่น แบบจำลองของเงินเฟ้อ อัตราดอกเบี้ยหรือผลตอบแทนจากตลาดหลักทรัพย์ ในบางคาบเวลาจะมีค่าความผันผวน (Volatility) สูง (และความคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่) ตามด้วยคาบเวลาที่มีค่าความผันผวน (Volatility) ต่ำ (และมีค่าความคลาดเคลื่อนที่มีขนาดเล็ก) สรุปได้ว่าค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนจากการถดถอยจะขึ้นอยู่กับค่าความผันผวน (Volatility) ของความคลาดเคลื่อนในอดีตที่ผ่านมา (Enders, 1995)

ความเป็นไปได้ในการหาค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไปพร้อมกันนั้นในขั้นต้นการพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขจะมีความแม่นยำเหนือกว่าการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขมาก ซึ่งจากแบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA) ซึ่งแสดงได้ดังสมการ (4.11)

$$x_t = a_0 + a_1 x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (4.11)$$

และต้องการพยากรณ์ x_{t+1} การพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขของ x_{t+1} ดังนี้ คือ

$$E_t x_{t+1} = a_0 + a_1 x_t \tag{4.12}$$

ถ้าเราใช้ค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไขในการพยากรณ์ x_{t+1} ค่าความคลาดเคลื่อนของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่พยากรณ์ได้ดังสมการ (4.13)

$$E_t\left[\left(x_{t+1} - a_0 - a_1 x_t\right)^2\right] = E_t \varepsilon_{t+1}^2 = \sigma^2 \tag{4.13}$$

ถ้าเปลี่ยนไปใช้การพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขแล้ว ผลที่จะใช้เป็นค่าเฉลี่ยในช่วง Long-Run ของลำดับ $\{x_t\}$ ซึ่งเท่ากับ $\frac{a_0}{(1-a_1)}$ จะได้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขตามสมการ (4.14) คือ

$$\begin{aligned} E\{[x_{t+1} - \frac{a}{1-a_1}]^2\} &= E[(\varepsilon_{t+1} + a_1 \varepsilon_t + a_t^2 \varepsilon_{t-1} + a_1^3 \varepsilon_{t-2} + \ldots)^2] \\ &= \frac{\sigma^2}{(1-a_1^2)} \end{aligned} \tag{4.14}$$

เมื่อ $\frac{1}{(1-a_1^2)} > 1$ ค่าความแปรปรวนที่ได้จากการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขจะสูงกว่าแบบมีเงื่อนไข ดังนั้น ในการพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขจึงมีความเหมาะสมกว่า ในลักษณะเดียวกัน ถ้าความแปรปรวนของ $\{\varepsilon_t\}$ ไม่เป็นค่าคงที่ จะสามารถประมาณค่าแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนโดยใช้ ARMA model อธิบายได้โดยให้ $\{\hat{\varepsilon}_t\}$ แทนส่วนที่เหลือ (Residuals) ที่ได้จากการประมาณจากสมการ (4.11) ดังนั้น ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional Variance) ของ x_{t+1} จะได้ดังสมการ (4.15)

$$\begin{aligned} \mathrm{Var}(x_{t+1} \mid x_t) &= E_t[(x_{t+1} - a_0 - a_1 x_t)^2] \\ &= E_t \varepsilon_{t+1}^2 \end{aligned} \tag{4.15}$$

และจากที่ให้ $E_t\varepsilon_{t+1}^2$ เท่ากับ σ_{t+1}^2 จึงแสดงว่าค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขไม่ใช่ค่าคงที่และจะได้แบบจำลองในการประมาณค่าส่วนที่เหลือ (Residuals) ออกมาดังสมการ (4.16)

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_q\hat{\varepsilon}_{t-q}^2 + v_t \tag{4.16}$$

เมื่อ v_t = white noise process

ถ้าค่าของ $\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_q$ เท่ากับศูนย์ ค่าความแปรปรวนจากการประมาณจะเท่ากับค่าคงที่ α_0 อีกนัยหนึ่ง คือ ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ x_t จะมีการเปลี่ยนแปลงสอดคล้องกับในสมการ (4.16) ดังนั้น จะสามารถใช้สมการ (4.16) ในการพยากรณ์ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่เวลา t+1 ดังสมการ (4.17)

$$E_t\hat{\varepsilon}_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1\hat{\varepsilon}_t^2 + \alpha_2\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_q\hat{\varepsilon}_{t+1-q}^2 \tag{4.17}$$

จากเหตุผลที่กล่าวมา สมการที่ (4.16) เรียกว่า Autoregressive Conditional Heteroscedastic (ARCH) model และสมการ (4.17) เป็น ARCH(q) สมการ (4.17) ค่า $E_t\varepsilon_{t+1}^2$ หรือ σ_{t+1}^2 จะประกอบด้วย 2 องค์ประกอบ คือค่าคงที่และความผันผวน (Volatility) ในคาบเวลาที่ผ่านมา ซึ่งเขียนได้เป็นส่วนเหลือกำลังสองของคาบในอดีต (ARCH term) ส่วนค่าสัมประสิทธิ์ $(\alpha_0, \alpha_1, \ldots, \alpha_q)$ สามารถหาค่าได้โดยใช้วิธี Maximum Likelihood

4.4 **แบบจำลอง** Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Bollerslev (1986) ได้ขยายมาจาก ARCH model โดยมีขั้นตอน คือให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากระบวนการเป็นดังสมการ (4.18)

$$\varepsilon_t = v_t\sqrt{h_t} \tag{4.18}$$

เมื่อ $\sigma_v^2 = 1$

และ

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q}\alpha_i\varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p}\beta_i h_{t-i} \tag{4.19}$$

เมื่อ $\{v_t\}$ คือ white noise process ที่เป็นค่าอิสระจากเหตุการณ์ในอดีต (ε_{t-i}) ค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไขและไม่มีเงื่อนไขของ ε_t จะมาจาก h_t ในสมการ (4.19)

GARCH (p,q) นั้นใช้กระบวนการ Autoregressive และ Moving Average ในการหา Heteroscedastic Variance ได้ดังสมการ (4.20)

$$E_{t-1}\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q}\alpha_i\varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p}\beta_i h_{t-i} \tag{4.20}$$

ถ้ากำหนดให้ค่า p = 0 และ q = 1 จะได้เป็น ARCH(1) หรือถ้าค่า β_i ทั้งหมดมีค่าเป็น 0 แบบจำลอง GARCH(p,q) จะเทียบเท่ากับแบบจำลอง ARCH(q) คุณสมบัติที่สำคัญของแบบจำลอง GARCH คือค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ disturbances ของค่า x_t สร้างขึ้นมาจากกระบวนการ ARMA จึงสามารถคาดได้ว่าส่วนเหลือจากการทำ ARMA จะแสดงถึงรูปแบบคุณลักษณะเดียวกัน เช่น ถ้าการประมาณค่า $\{x_t\}$ ด้วยกระบวนการ ARMA ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function หรือ ACF) ซึ่งเป็นสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสุ่มที่หน่วยเวลาห่างกันของกระบวนการเดียวกันและสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย (Partial Autocorrelation Function หรือ PACF) (รายละเอียดดังภาคผนวก ง) ของส่วนเหลือควรจะบ่งถึงกระบวนการ white noise และ ACF ของกำลังสองของส่วนเหลือนำมาช่วยในการระบุถึงลำดับของกระบวนการ GARCH

4.5 แนวคิดเกี่ยวกับแบบจำลอง ARCH-in-mean (ARCH-M)

พื้นฐานจากแนวคิด ARCH ได้มีการขยายเพื่อให้ค่าเฉลี่ยของลำดับอนุกรมขึ้นอยู่กับความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของตัวเอง ซึ่งเรียกว่า ARCH-M เพื่อที่จะมีความเหมาะสมในการศึกษา โดยมีหลักการพื้นฐาน คือผู้ที่มีลักษณะหลีกเลี่ยงความเสี่ยง (Risk Averter) จะต้องการชดเชยสำหรับการถือสินทรัพย์ที่มีความเสี่ยง (Risk Premium) เมื่อให้ความเสี่ยงในทรัพย์สินสามารถวัดค่าได้จากความแปรปรวนของผลตอบแทน ค่าชดเชยความเสี่ยงจะเป็นฟังก์ชันเพิ่มของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของผลตอบแทน Engle (1987) ที่ได้แสดงแนวคิดนี้โดยนำส่วนที่เหลือของผลตอบแทนจากการถือครองทรัพย์สินที่มีความเสี่ยงดังสมการ (4.21)

$$x_t = \mu_t + \varepsilon_t \tag{4.21}$$

เมื่อ x_t = ผลตอบแทนส่วนเกินจากการถือครองทรัพย์สินในระยะยาวเปรียบเทียบกับหนึ่งคาบเวลาของผลตอบแทนอ้างอิง

μ_t = ค่าชดเชยความเสี่ยงที่จำเป็นในการโน้มน้าวผู้ที่มีลักษณะหลีกเลี่ยงความเสี่ยงให้ถือครองทรัพย์สินในระยะยาวแทนที่จะเป็นแค่คาบเวลาเดียว

ε_t = Unforecastable Shock ของส่วนที่เหลือของผลตอบแทนในการถือทรัพย์สินในระยะยาว

ในการอธิบายสมการ (4.21) จะให้ค่าคาดหวังของส่วนที่เหลือของผลตอบแทนจากการถือครองทรัพย์สินในระยะยาวมีค่าเท่ากับค่าชดเชยความเสี่ยงดังสมการ (4.22)

$$E_{t-1}x_t = \mu_t \tag{4.22}$$

สมมติว่าค่าชดเชยความเสี่ยงเป็นฟังก์ชันเพิ่มของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ ε_t อีกนัยหนึ่ง คือยิ่งค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของผลตอบแทนมีขนาดใหญ่ ผลตอบแทนของการโน้มน้าวให้คนหันมาถือครองทรัพย์สินในระยะยาวก็จะยิ่งมีค่ามากขึ้นตาม ถ้า h_t เป็นความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ ε_t ค่าชดเชยความเสี่ยงสามารถแสดงได้เป็น

$$\mu_t = \beta + \delta h_t, \delta > 0 \tag{4.23}$$

เมื่อ h_t คือ ARCH(q) process

$$h_t = \alpha_0 + q\sum_{i=0}\alpha_i\varepsilon_{t-i}^2 \tag{4.24}$$

จากสมการ (4.21) (4.23) และ (4.24) ประกอบขึ้นเป็นพื้นฐานของแบบจำลอง ARCH-M จากสมการ (4.21) และ (4.23) ค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไขของ x_t จะขึ้นอยู่กับค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข h_t จากสมการ (4.24) ความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขได้จากกระบวนการ ARCH(q) ซึ่งเป็นการอธิบายว่า ถ้าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขเป็นค่าคงที่ (เช่น ถ้า

$\alpha_1 = \alpha_2 = ... = \alpha_q = 0$) แบบจำลอง ARCH-M จะกลับไปสู่กรณีเดิมของค่าชดเชยความเสี่ยงคงที่

4.6 แบบจำลอง GARCH-in-mean (GARCH-M)

จากแบบจำลอง GARCH(p,q) ในสมการ (4.19) ความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับส่วนเหลือกำลังสองของกระบวนการนี้ (Bollerslev, 1986) Engle (1987) ขยายแนวคิดนี้โดยให้ค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไขเป็นฟังก์ชันของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขโดยรู้จักกันในชื่อ GARCH-in-mean หรือ GARCH-M ผลตอบแทนจากหลักทรัพย์สามารถแสดงในรูปของแบบจำลอง GARCH(p,q)-M ดังสมการ (4.25) ถึง (4.27)

$$x_t = \mu_t + \delta_1 h_t^{1/2} + \varepsilon_t \tag{4.25}$$

$$\varepsilon_t / \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{4.26}$$

$$h_t = \varpi + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i (\varepsilon_{t-i})^2 \tag{4.27}$$

เมื่อ x_t คือผลตอบแทนจากหลักทรัพย์

μ_t คือค่าเฉลี่ย x_t อย่างมีเงื่อนไขต่อข้อมูลในอดีต (ψ_{t-1}) และตามสมการข้อจำกัด $\omega > 0, \alpha_i > 0$ และ $\beta_i \geq 0$ เพื่อให้แน่ใจว่าค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (h_t) นั้นเป็นบวก

$h_t^{1/2}$ ในสมการที่ (4.5) เพื่อใช้แสดงความสัมพันธ์โดยตรงถึง trade off ระหว่างความเสี่ยงและผลตอบแทนที่คาดหวัง

อิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญของความผันผวนในผลตอบแทนจากหลักทรัพย์ถูกตรวจจับด้วยสัมประสิทธิ์ $h_t^{1/2}$ (δ_1) ในสมการ (4.25) ซึ่งอธิบายแทนดัชนีของความสัมพันธ์ของการหลีกเลี่ยงความเสี่ยง ค่าสัมประสิทธิ์ δ_1 ที่เป็นบวกอย่างมีนัยสำคัญบอกถึงผู้ลงทุนในหลักทรัพย์เมื่อเผชิญกับระดับความเสี่ยงที่สูงขึ้นก็ต้องการค่าชดเชยความเสี่ยงที่มากขึ้นตามไปด้วย

4.7 การตรวจสอบรูปแบบ (Diagnostic Checking)

การสร้างสมการพร้อมทั้งประมาณค่าพารามิเตอร์แล้วนั้น จะต้องทำการตรวจสอบรูปแบบว่าสมการพยากรณ์ที่ได้มามีความเหมาะสมหรือไม่และรูปแบบใดของสมการที่ดีที่สุด โดยใช้การทดสอบต่าง ๆ ดังนี้

4.7.1 **การทดสอบ** Box-Pierce Q –Statistics

เป็นการทดสอบว่าสหสัมพันธ์ในตัวเองในส่วนเหลือทุกช่วงเวลาที่ห่างกัน K มีความเป็นอิสระต่อกันหรือไม่

โดยมีสมมติฐานหลัก $H_0 : \rho_1(\hat{a}_t) = \rho_2(\hat{a}_t) = ... = \rho_k(\hat{a}_t) = 0$

และสมมติฐานรอง $H_1 : \rho_1(\hat{a}_t)^1 \neq \rho_2(\hat{a}_t) \neq ... \neq \rho_k(\hat{a}_t) \neq 0$

คำนวณตามสมการที่ (4.28) คือ

$$\text{Q-stat} = T\sum_{j=1}^{k} P_j^2 \qquad (4.28)$$

เมื่อ P_j คือสหสัมพันธ์ในตัวเองลำดับที่ j โดยที่ j = 1,...,k

T คือจำนวนของค่าสังเกต (Observations)

ภายใต้ส่วนเหลือจากการประมาณด้วยแบบจำลอง ARIMA ค่า Q-stat มีการแจกแจงแบบไคสแควร์ (χ^2) ด้วยระดับความเป็นอิสระ (Degree of Freedom) เท่ากับจำนวนของสหสัมพันธ์ในตัวเอง ลบด้วยจำนวนของพารามิเตอร์ Autoregressive (AR) และ Moving Average (MA) ที่ได้มาจากการประมาณหรือ k-m

และจะยอมรับสมมติฐานหลักเมื่อ Q-stat $\leq \chi^2_{\alpha,k-m}$ คือส่วนเหลือเป็นอิสระต่อกันที่ความล่า k และถ้าปฏิเสธสมมติฐานหลักเมื่อ Q-stat $> \chi^2_{\alpha,k-m}$ คือ เกิดสหสัมพันธ์ในตัวเองอย่างน้อยหนึ่งค่าในส่วนเหลือที่ไม่เท่ากับศูนย์

4.7.2 **เกณฑ์การเลือกรูปแบบของแบบจำลองที่ดีที่สุด** (Information Criteria)

ในการหารูปแบบของแบบจำลอง เมื่อได้รูปแบบของแบบจำลองที่เหมาะสมหลายรูปแบบจึงต้องมีแนวทางในการเลือกรูปแบบของแบบจำลองที่ดีที่สุด โดยพิจารณาค่า Akaike Information Criterion (AIC) รูปแบบที่ให้ค่า AIC น้อยที่สุดจะเป็นรูปแบบที่ดีที่สุด โดย Akaike Information Criterion (AIC) คำนวณตามสมการที่ (4.29)

Akaike Information Criterion (AIC) $\quad -2\ell/\eta + 2k/\eta \qquad (4.29)$

โดยที่ k เป็นจำนวนของพารามิเตอร์ที่ทำการประมาณค่า

η เป็นจำนวนของค่าสังเกต

ℓ เป็นค่าของ log likelihood function ที่ใช้พารามิเตอร์ที่ถูกประมาณค่า k ตัว