บทที่ 3

ระเบียบวิธีวิจัย

3.1 วิธีวิจัย

3.1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

การวิเคราะห์ อนุกรมเวลาเป็นวิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลหรือค่าสังเกตที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น หรือการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรในช่วงเวลาที่ผ่านไป ลักษณะของการเปลี่ยนแปลงอาจมีหรือไม่มีรูปแบบก็ได้ แต่ถ้าอนุกรมเวลาแสดงให้เห็นรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาที่ผ่านมาในอดีตก็จะทำให้สามารถคาดการณ์ได้ว่าในอนาคตลักษณะการเปลี่ยนแปลงควรอยู่ในรูปแบบใดและสามารถพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงข้อมูลในอนาคตได้ การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาจะขึ้นอยู่กับการเปลี่ยนแปลงของเวลาในอดีตเป็นพื้นฐาน (ศิริลักษณ์ เล็กสมบูรณ์, 2531)

3.1.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary) และการทดสอบ Unit root

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) คือข้อมูลที่ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการเชิงสุ่มนั้นมีค่าคงที่เมื่อเวลาเปลี่ยนไปและค่าความแปรปรวนระหว่างสองคาบเวลาขึ้นอยู่กับความล้าหลัง (Lag) ระหว่างคาบเวลาทั้งสอง (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์, 2542) โดยสามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ได้ดังนี้

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

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

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

โดยที่ x_t แทนอนุกรมเวลาซึ่งเป็นกระบวนการเชิงสุ่ม

ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลานั้น ข้อมูลจะต้องมีลักษณะนิ่งเนื่องด้วยข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม (Random Process) การนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้โดยไม่ได้ทำการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งนั้น ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นไม่นิ่งจะทำให้ค่าสถิติที่เกิดขึ้นมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน ซึ่งทำให้การนำไปใช้เปรียบเทียบกับค่าในตารางมาตรฐาน (Standard Tables) ไม่ถูกต้องเนื่องจากค่าต่างๆนั้นมีสมมุติฐานว่าข้อมูลนั้นมีการแจกแจงมาตรฐาน ทำให้นำไปสู่การลงความเห็นที่ผิดพลาดและความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (Spurious regression) กล่าวคือค่า R^2 มีค่าสูงมากและได้ค่าสถิติ t มีนัยสำคัญหรือสูงเกินกว่าความเป็นจริง(ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์, 2542)

1) วิธีทดสอบ ADF-Test

ในการใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาจึงต้องทำการทดสอบว่าข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะนิ่งหรือไม่ ซึ่งจะใช้การทดสอบ Unit Root วิธีของ Dickey-Fuller ซึ่งได้แก่ DF test (Dickey-Fuller Test) และ ADF test (Augmented Dickey-Fuller Test) ซึ่งกำหนดโดยสมการต่อไปนี้

$$x_t = \rho x_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.1}$$

โดยมีสมมุติฐานดังนี้ $H_0: \rho = 1$

$H_1: |\rho| < 1$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลไม่นิ่งหรือมี unit root แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่ง หรือไม่มี unit root โดยการทดสอบนี้ยังสามารถแปลงสมการเพื่อทดสอบ unit root ในการพิจารณากรณีต่างๆดังนี้

กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \varepsilon_t$ (3.2)

กรณีมีค่าคงที่ $\Delta x_t = \alpha + \theta x_{t-1} + \varepsilon_t$ (3.3)

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $\Delta x_t = \alpha + \beta t + \theta x_{t-1} + \varepsilon_t$ (3.4)

โดยกำหนดสมมติฐานหลัก $H_0: \theta = 0$

และสมมติฐานรอง $H_1: \theta < 0$

การยอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง นอกจากนี้ถ้านำสมการที่ (3.2) (3.3) (3.4) ไปเข้ากระบวนการอัตถดถอย (Autoregressive Processes) จะได้ดังนี้

กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (3.5)$$

กรณีมีค่าคงที่ $$\Delta x_t = \alpha + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (3.6)$$

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \alpha + \beta t + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (3.7)$$

ซึ่งสมการที่ (3.5) (3.6) (3.7) เป็นการทดสอบแบบ Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) นั่นเอง ซึ่งพัฒนามาจากวิธี Dickey-Fuller Test เพื่อแก้ปัญหา Serial Correlation ในการตรวจสอบว่าข้อมูลมีลักษณะนิ่งหรือไม่ โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ t ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤติ (Critical Value) ในตาราง ADF

2) วิธีทดสอบ KPSS-Test

Zivot and Wong (2006)กล่าวว่าวิธีของ ADF-Test นั้น สมมุติฐานหลักจะเป็นการแสดงว่าตัวแปรนั้นมีลักษณะไม่นิ่งหรือ Unit root แต่ในกรณีของการทดสอบของ KPSS-Test ซึ่งคิดค้นโดย Kwiatowski , Phillip , Schmidt , and Shin นั้นจะกำหนดสมมติฐานหลักว่าแสดงถึงตัวแปรที่มีลักษณะนิ่งหรือ Stationary นั่นเอง โดยการทดสอบของ KPSS-Test นี้เริ่มจากสมการดังต่อไปนี้

$$y_t = \beta' D_t + \mu_t + u_t \qquad (3.8)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_\varepsilon^2) \qquad (3.9)$$

โดยที่ D_t แสดงถึง Deterministic component หรือส่วนประกอบที่ทำให้สมบูรณ์ ซึ่งก็คือตัว constant รวมกับ แนวโน้มทางเวลา หรือ Time trend โดย u_t มี I(0) หรืออาจจะมี Heteroskedastic รวมถึง μ_t นั้นมีลักษณะ pure random walk โดยมีความแปรปรวนเท่ากับ σ_ε^2 ซึ่งในสมมติฐานหลักนั้นแสดงถึง y_t เป็น I(0) ซึ่งจะเขียนดังนี้ $H_0 : \sigma_\phi^2 = 0$ ซึ่งมีความหมายแสดงถึง

μ_t นั้นมีค่าคงที่หรือ constant ในส่วนของสถิติที่ใช้ทดสอบนั้น KPSS-Test ใช้ สถิติ Lagrange Multiplier (LM) เป็นตัวทดสอบว่า $\sigma_\varepsilon^2 = 0$ หรือว่า $\sigma_\varepsilon^2 > 0$ ดังนี้

$$KPSS = (T^{-2}\sum_{t=1}^{T}\hat{S}_t^2)/\hat{\lambda}^2 \qquad (3.10)$$

$$\hat{S}_t = \sum\nolimits_{j=1}^{t}\hat{u}_j \qquad (3.11)$$

โดยที่ $\hat{u}_t$ เป็นส่วนคงเหลือที่ได้จากสมการ y_t บนตัวแปร D_t โดย $\hat{\lambda}^2$ เป็นค่าประมาณของความแปรปรวนในระยะยาวของ u_t ผ่านการใช้ตัว $\hat{u}_t$ นั่นเอง

3.1.3 แบบจำลอง Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH)

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาส่วนใหญ่แล้วจะมีการกำหนด Stochastic Variable ให้มีความแปรปรวนคงที่ (Homoskedastic) ซึ่งในการประยุกต์ใช้กับบางข้อมูลนั้นค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อน (Error Term) จะไม่มีฟังก์ชั่นของตัวแปรอิสระแต่มีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงเวลาขึ้นอยู่กับขนาดของความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในอดีต และในบางการศึกษา เช่น แบบจำลองของเงินเฟ้อ อัตราดอกเบี้ยหรือผลตอบแทนจากตลาดหลักทรัพย์ ในบางคาบเวลาจะมีความผันผวน (Volatility) สูง (และความคลาดเคลื่อนขนาดใหญ่) ตามด้วยคาบเวลาที่มีค่าความผันผวน (Volatility) ต่ำ (และความคลาดเคลื่อนขนาดเล็ก) สรุปได้ว่าค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อนจากการถดถอยจะขึ้นอยู่กับค่าความผันผวน (Volatility) ของความคลาดเคลื่อนในอดีตที่ผ่านมา (Enders, 1995)

ความเป็นไปได้ในการหาค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไปพร้อมกันนั้นในขั้นต้นการพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขจะมีความแม่นยำเหนือกว่าการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขมาก ซึ่งแบบจำลอง Autoregression Moving Average (ARMA) ซึ่งแสดงได้ดังนี้

$$\mathrm{x}_t = \alpha_0 + \alpha_1 \mathrm{x}_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.12)$$

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

$$\mathrm{E}_t\, \mathrm{x}_{t-1} = \alpha_0 + \alpha_1 \mathrm{x}_{t-1} \qquad (3.13)$$

ถ้าเราใช้ค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไขในการพยากรณ์ x_{t-1} ค่าความคลาดเคลื่อนของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่พยากรณ์ได้ดังสมการนี้

$$E_t[(x_{t-1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_t)^2] = E_t\, \varepsilon_{t+1}^2 = \sigma^2 \tag{3.14}$$

ถ้าเปลี่ยนไปใช้การพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขแล้ว ผลที่จะใช้เป็นค่าเฉลี่ยในช่วง Long-run ของลำดับ $\{x_t\}$ ซึ่งเท่ากับ $\frac{\alpha_0}{(1-\alpha_1)}$ จะได้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขตามสมการนี้

$$\begin{aligned} E\{[x_{t-1} - \frac{\alpha_0}{(1-\alpha_1)}]^2\} &= E[(\varepsilon_{t+1} + \alpha_1 \varepsilon_t + \alpha_1^2 \varepsilon_{t-1} + \alpha_1^3 \varepsilon_{t-2} + \ldots)^2] \\ &= \frac{\sigma^2}{(1-\alpha_1^2)} \end{aligned} \tag{3.15}$$

เมื่อ $\frac{\sigma^2}{(1-\alpha_1^2)} > 1$ ค่าความแปรปรวนที่ได้จากการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขจะสูงกว่าแบบมีเงื่อนไข ดังนั้นในการพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขจึงมีความเหมาะสมกว่า ในลักษณะเดียวกันถ้าความแปรปรวนของ $\{\varepsilon_t\}$ ไม่เป็นค่าคงที่ จะสามารถประมาณค่าแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนโดยใช้ ARMA model อธิบายได้โดยให้ $\{\hat{\varepsilon}_t\}$ แทนส่วนที่เหลือ (Residuals) ที่ได้จากการประมาณจากสมการ (3.12) ดังนั้นค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (Condition Variance) ของ x_{t-1} จะได้ดังสมการนี้

$$\begin{aligned} Var(x_{t+1}|x_t) &= E_t[(x_{t+1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_t)^2] \\ &= E_t\, \varepsilon_{t+1}^2 \end{aligned} \tag{3.16}$$

และจากที่ให้ $E_t\, \varepsilon_{t+1}^2$ เท่ากับ σ_{t+1}^2 จึงแสดงว่าค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขไม่ใช่ค่าคงที่และจะได้แบบจำลองในการประมาณค่าส่วนที่เหลือ (Residual) ออกมาดังสมการนี้

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_q \hat{\varepsilon}_{t-q}^2 + \nu_t \tag{3.17}$$

โดย ν_t = White noise process

ถ้าค่าของ $\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_q$ เท่ากับศูนย์ ค่าความแปรปรวนจากการประมาณจะเท่ากับค่าคงที่ α_0 อีกนัยหนึ่ง คือค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ x_t จะมีการเปลี่ยนแปลงสอดคล้องกับ Autoregressive ในสมการ (3.17) ดังนั้นจะสามารถใช้สมการ (3.17) ในการพยากรณ์ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่เวลา *t+1* ดังสมการนี้

$$E_t \hat{\varepsilon}_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_t^2 + \alpha_2 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_4 \hat{\varepsilon}_{t+1-q}^2 \qquad (3.18)$$

จากเหตุผลที่กล่าวมา สมการที่ (3.18) เรียกว่า Autoregressive Condition Heteroskedastic (ARCH) model และสมการ (3.18) เป็น ARCH(q) สมการ (3.18) ค่า $E_t \hat{\varepsilon}_{t+1}^2$ หรือ σ_{t+1}^2 จะประกอบด้วย 2 องค์ประกอบ คือ ค่าคงที่และความผันผวน (Volatility) ในคาบเวลาที่ผ่านมา ซึ่งเขียนได้เป็นส่วนเหลือกำลังสองของคาบในอดีต (ARCH term) ส่วนค่าสัมประสิทธิ์ $(\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_q)$ สามารถหาค่าได้โดยใช้วิธี Maximum Likelihood

3.1.4 แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

Bollerslev (1986) ได้ขยายมาจาก ARCH model โดยมีขั้นตอน คือ ให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากกระบวนการเป็นดังสมการต่อไปนี้

$$\varepsilon_t = \nu_t \sqrt{h_t} \qquad (3.19)$$

โดยที่ $\sigma_\nu^2 = 1$

และ

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} \qquad (3.20)$$

เมื่อ $\{v_t\}$ คือ white noise process ที่เป็นค่าอิสระจากเหตุการณ์ในอดีต (ε_{t-1}) ค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไขและไม่มีเงื่อนไขของ ε_t จะมาจาก h_t ในสมการ (3.20)

GARCH (*p,q*) นั้นใช้กระบวนการ Autoregressive และ Moving Average ในการหา Heteroskedastic Variance ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$E_{t-1}\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q}\alpha_i\varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p}\beta_i h_{t-i} \tag{3.21}$$

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 จึงสามารถคาดได้ว่าส่วนที่เหลือจากการทำ ARMA จะแสดงถึงรูปแบบคุณลักษณะเดียวกัน เช่น ถ้าการประมาณค่า $\{x_t\}$ ด้วยกระบวนการ ARMA ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function หรือ ACF) ซึ่งเป็นสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสุ่มที่หน่วยเวลาห่างกันของกระบวนการเดียวกันและสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย (Partial Autocorrelation Function หรือ PACF) ของส่วนเหลือควรจะบ่งบอกถึงกระบวนการ White noise และ ACF ของกำลังสองของส่วนเหลือนำมาช่วยในการระบุถึงลำดับของกระบวนการ GARCH

3.1.5 แบบจำลอง GARCH (1,1)

Enders (1995) การเขียนตัวเลข (1,1) ตามท้ายแบบจำลอง GARCH หมายถึง การมีพจน์ GARCH หนึ่งพจน์ และพจน์ของ ARCH อีกหนึ่งพจน์ ซึ่งเป็นการบ่งบอกว่า ค่าความแปรปรวนของส่วนที่เหลือ (Variance of error term) ขึ้นอยู่กับ ค่าของตัวแปรตามในช่วงเวลาที่ผ่านมา ซึ่งสามารถแสดงให้เห็นดังสมการต่อไปนี้

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.22}$$

$$\varepsilon_{t-1} \mid \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{3.23}$$

$$h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} + \delta Z_t \tag{3.24}$$

โดยที่	Y_t	=	ตัวแปรเชิงสุ่ม (Random variable)
	ε_t	=	ส่วนที่เหลือ (The value of error term)
	Φ_{t-1}	=	ตัวแปรที่แสดงกลุ่มของข้อมูลข่าวสาร (Set of information and news)
	$\sim N$	=	การกระจายแบบปกติ
	h_t	=	ค่าความแปรปรวนของส่วนที่เหลือ (Variance of error term)
	ω	=	ค่าความแปรปรวนคงที่ (a constant variance)
	ϕ	=	ค่าพารามิเตอร์ของตัวแปร Y_{t-1}
	α	=	ค่าพารามิเตอร์ของส่วนที่เหลือ
	β	=	ค่าพารามิเตอร์ของความแปรปรวน
	δ	=	ค่าพารามิเตอร์ของตัวแปรภายนอกที่กำหนดไว้ล่วงหน้า
	Z_t	=	ตัวแปรภายนอกที่กำหนดไว้ล่วงหน้า (Predetermined exogenous variable)

สมการที่ (3.22) แสดงถึงตัวแปร Y_t ซึ่งก็คือตัวแปรตามในช่วงเวลา t ได้ถูกกำหนดโดยตัวมันเองในช่วงเวลาที่ผ่านมา และ error term

สมการที่ (3.23) แสดงให้เห็นว่าตัวแปร ε_t นั้นขึ้นอยู่กับ กลุ่มของข้อมูลข่าวสารที่มีการกระจายของข้อมูลแบบปกติ โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และมีความแปรปรวนเท่ากับ h_t

สมการที่ (3.24) กล่าวถึงพจน์ของ GARCH และพจน์ของ ARCH ซึ่งแสดงถึงความแปรปรวนในปัจจุบันนั้นถูกกำหนดจากปัจจัยสามตัวได้แก่ ค่าคงที่ ข้อมูลข่าวสารของช่วงเวลาที่ผ่านมาที่เกี่ยวกับ Y_t ซึ่งส่วนที่เหลือของมันในถูกยกกำลังสอง (ARCH) และค่าความแปรปรวนพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ผ่านมา (GARCH) และตัวแปรภายนอกที่เรากำหนดขึ้นล่วงหน้า

ตัวแปร Z_t ซึ่งเป็นตัวแปรภายนอกที่กำหนดขึ้นล่วงหน้า จะอยู่ในสมการที่ (3.24) โดยตัวแปรนี้จะมีนัยสำคัญหรือไม่ก็สามารถตรวจสอบได้จากสมการที่ (3.24) นี้

สมการที่ (3.22) (3.23) (3.24) นี้จะถูกนำมาปรับใช้ในการศึกษาชิ้นนี้ เพื่อที่จะดูความสัมพันธ์ของปัจจัยต่างๆที่จะมีผลต่ออัตราแลกเปลี่ยน ซึ่งได้แก่ อัตราเงินเฟ้อ อัตราดอกเบี้ย อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ และอุปทานการเงิน

ส่วนการหาความสัมพันธ์ระหว่างอัตราแลกเปลี่ยนและการไหลเข้าออกของทุน (Capital flows) นั้นจะใช้สมการดังต่อไปนี้

$$Y_t = X_t + \varepsilon_t \tag{3.25}$$

$$\varepsilon_{t-1} \mid \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{3.26}$$

$$h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \tag{3.27}$$

โดยตัวแปร X_t คือตัวแปรภายนอกหรือตัวแปรที่เรากำหนดขึ้นล่วงหน้า ส่วนตัวแปรอื่นๆ มีความหมายเหมือนดังชุดสมการที่ผ่านมา

3.1.6 แบบจำลอง TARCH

Enders (1995) กล่าวว่าแบบจำลอง TARCH ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อดูอิทธิพบของ ข่างสารในแง่ลบ (Bad News) ที่มีต่อความผันผวน ซึ่งมักพบมากในตลาดหุ้น กล่าวคือ การเคลื่อนไหวของราคาหุ้นมักเกิดจาก ปัจจัยทั้งทางดี และทางไม่ดี ซึ่งเมื่อเราพิจารณาดูแล้วจะเห็นว่า ปัจจัยทางลบนั้นมักส่งผลที่รวดเร็วและรุนแรง มากกว่าปัจจัยทางบวก ดังนั้น ปัจจัยทางลบ จึงมักสร้างความผันผวนให้เกิดขึ้นกับราคาหุ้น และบางครั้งก็มี Leverage Effect ซึ่งหมายความถึง ราคาหุ้นจะมีความผันผวนน้อย เมื่อผลตอบแทนสูง และราคาหุ้นมักมีความผันผวนมาก เมื่อผลตอบแทนต่ำ

เพื่อแสดงผลของข่าวสารทั้งด้านดี และด้านลบ ว่ากระทบต่อ ความผันผวนของตัวแปรแตกต่างกันอย่างไร จึงเกิดมีการสร้างแบบจำลอง TARCH หรือ threshold – GARCH ขึ้น โดยแบบจำลองนี้จะมี สมการความผันผวน หรือ Variance Equation ดังนี้

$$h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \lambda d_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \tag{3.28}$$

โดย d_{t-1} เป็นตัวแปรหุ่น หรือ Dummy Variable ซึ่งตัวแปรนี้จะเท่ากับหนึ่ง เมื่อ ε_{t-1} น้อยกว่าศูนย์ และตัวแปรหุ่นจะเท่ากับศูนย์ เมื่อ ε_{t-1} มีค่าเท่ากับหรือมากกว่าศูนย์ ซึ่งในแบบจำลอง TARCH นั้นถ้าผลกระทบของ ε_{t-1} เป็นบวกจะแสดงผ่านตัว $\alpha\varepsilon_{t-1}^2$ แต่ถ้าผลกระทบของ ε_{t-1} เป็นด้านลบ จะแสดงผ่านตัว $(\alpha + \lambda)\varepsilon_{t-1}^2$ นั่นเอง

3.1.7 แบบจำลอง E-GARCH

Enders (1995) กล่าวว่าสำหรับแบบจำลอง E-GARCH นั้นมีจุดเด่นตรงที่ มีการยอมรับ Asymmetric Effect of News อยู่ในแบบจำลอง กล่าวคือ สมการ GARCH ธรรมดานั้น ในสมการความผันผวนหรือ Variance Equation นั้น มีการยกกำลังสองทั้งหมด ดังนั้นจึงแสดงค่าเป็น บวกทั้งหมด ดังนั้นใน แบบจำลอง E-GARCH นั้นออกแบบมาเพื่อแสดง ผลทางด้านลบของตัวแปรด้วย ซึ่งสามารถแสดง Asymmetric Effect และ Leverage Effect ในแบบจำลองได้ โดยแบบจำลอง E-GARCH มีสมการความผันผวนหรือ Variance Equation ดังนี้

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \alpha_1(\varepsilon_{t-1} / h_{t-1}^{0.5}) + \lambda_1 \left|\varepsilon_{t-1} / h_{t-1}^{0.5}\right| + \beta_1 \ln(h_{t-1}) \qquad (3.29)$$

ในสมการข้างต้นนี้เรียกว่า exponential-GARCH หรือ E-GARCH model ซึ่งข้อที่น่าสนใจของแบบจำลองนี้มีดังนี้

1. สมการสำหรับความแปรปรวนที่มีเงื่อนไขอยู่ในรูป ลอการิทึ่ม (Log –Linear form) ทำให้ค่าความแปรปรวนนั้นเป็นลบไม่ได้ แต่อย่างไรก็ดี สมการ (3.29) อนุญาตให้ตัวแปรภายในสามารถติดลบได้ เพราะไม่มีกำลังสอง เหมือนสมการ GARCH ที่มีการยกกำลังสองทำให้ไม่แสดงเครื่องหมายลบ

2. แทนที่จะใช้ ε_{t-1}^2 ในแบบจำลองนี้ ใช้ ε_{t-1} ซึ่งทำให้สามารถแสดงค่าในทางลบได้

3. E-GARCH สามารถแสดง Leverage Effect ได้ นั่นคือ ถ้า $\varepsilon_{t-1} /(h_{t-1})^{0.5}$ มีค่าเป็นบวก จะแสดงผลกระทบผ่านทางตัว $\alpha_1 + \lambda_1$ แต่ถ้า $\varepsilon_{t-1} /(h_{t-1})^{0.5}$ มีค่าเป็นลบ สามารถแสดงผลกระทบผ่านทางตัว $-\alpha_1 + \lambda_1$

3.2 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา Research Model

3.2.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาส่วนแรก

แบบจำลองที่ 1 นี้สร้างขึ้นเพื่อดูความสัมพันธ์ของปัจจัยทางเศรษฐกิจมหภาคและความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน โดยปัจจัยทางเศรษฐกิจมหภาคที่นำมาใช้ในการศึกษาชิ้นนี้ได้แก่ 1. ความผันผวนของอัตราดอกเบี้ย 2. ความผันผวนของอัตราเงินเฟ้อ 3. ความผันผวนของอุปทานทางการเงิน 4. ความผันผวนของอัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ

โดยในแบบจำลองที่ 1 นี้ จะใช้วิธีในการประมาณค่า 3 วิธีด้วยกัน ได้แก่ GARCH(1,1) TARCH และ E-GARCH

1) แบบจำลอง GARCH(1,1)

$$FX_t = c + \phi FX_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.30)$$

$$\varepsilon_{t-1} \mid \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \qquad (3.31)$$

$$h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} + \delta Z_t \qquad (3.32)$$

โดยที่ FX คือ อัตราแลกเปลี่ยน และ h แสดงถึงความผันผวนของสมการ ซึ่งแสดงถึง ความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน และ Z เป็นตัวแปรภายนอกที่นำเข้ามาศึกษา ซึ่งได้แก่ ความผันผวนของอัตราดอกเบี้ย ซึ่งจะแทนด้วย VI (Volatility of Interest rate: VI) ความผันผวนของอัตราเงินเฟ้อ ซึ่งแทนด้วย VINF (Volatility of Inflation rate: VINF) ความผันผวนของอุปทานทางการเงิน ซึ่งแทนด้วน VM2 (Volatility of Money Supply: VM2) และ ความผันผวนของอัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ ซึ่งแทนด้วย VG (Volatility of Growth Rate: VG)

2) แบบจำลอง TARCH

$$FX_t = c + \phi FX_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.33)$$

$$\varepsilon_{t-1} \mid \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \qquad (3.34)$$

$$h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \lambda d_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} + \delta Z_t \qquad (3.35)$$

ในแบบจำลองนี้ ในสมการความแปรปรวน (3.35) มีการเพิ่มพจน์ $\lambda d_{t-1}\varepsilon_{t-1}^2$ โดย d_{t-1} เป็นตัวแปรหุ่น หรือ Dummy Variable ซึ่งตัวแปรนี้จะเท่ากับหนึ่ง เมื่อ ε_{t-1} น้อยกว่าศูนย์ และตัวแปรหุ่นจะเท่ากับศูนย์ เมื่อ ε_{t-1} มีค่าเท่ากับหรือมากกว่าศูนย์ ซึ่งในแบบจำลอง TARCH นั้นถ้า

ผลกระทบของ ε_{t-1} เป็นบวกจะแสดงผ่านตัว $\alpha\varepsilon_{t-1}^2$ แต่ถ้าผลกระทบของ ε_{t-1} เป็นด้านลบ จะแสดงผ่านตัว $(\alpha+\lambda)\varepsilon_{t-1}^2$ นั่นเอง โดยที่ Z ยังคงเป็นตัวแปรภายนอกที่นำเข้ามาศึกษา

3) แบบจำลอง E-GARCH

$$FX_t = c + \phi FX_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.36}$$

$$\varepsilon_{t-1} \mid \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{3.37}$$

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \alpha_1(\varepsilon_{t-1} / h_{t-1}^{0.5}) + \lambda_1\left|\varepsilon_{t-1} / h_{t-1}^{0.5}\right| + \beta_1 \ln(h_{t-1}) + \delta Z_t \tag{3.38}$$

ในแบบจำลองนี้มีการเปลี่ยนรูปสมการความแปรปรวน (3.38) อยู่ในรูป ลอการิทึ่ม (Log – Linear form) เพื่อที่จะแสดงผลกระทบของ ε_{t-1} ได้ดีขึ้น ทั้งผลทางลบและทางบวก โดยที่ Z ยังคงเป็นตัวแปรภายนอกที่นำเข้ามาศึกษา

3.2.2 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาส่วนที่สอง

แบบจำลองที่ 2 นี้สร้างขึ้นเพื่อดูความสัมพันธ์ระหว่างความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนและการไหลเข้าออกของทุน (Net capital flow)

เพื่อจะได้ความสัมพันธ์ที่แท้จริงระหว่างความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนและการไหลเข้าออกของทุน ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนซึ่งมีลักษณะเป็น Time series ต้องทำการ Identified ก่อน ซึ่งอัตราแลกเปลี่ยนนี้จะถูกกำหนดจากตัวแปรความแปรปรวนที่ได้จากโมเดล GARCH(1,1) ดังนั้นจึงต้องมีการหาค่าตัวแปร h_t จากโมเดล GARCH ดังนี้

$$Fx_t = c + \phi Fx_{t-1} + \varepsilon_t \tag{3.39}$$

$$\varepsilon_{t-1} \mid \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{3.40}$$

$$h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^{2} + \beta h_{t-1} \tag{3.41}$$

โดยค่า h_t ในสมการ (3.41) นี้คือตัวแปรการผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน (Exchange rate volatility) ซึ่งเขียนแทนด้วย *VFx* จากนั้นเราก็จะนำ ตัวแปรดังกล่าวมาเข้าโมเดล (3.42) ดังนี้

$$NCF_t = c + VFx_t + \varepsilon_t \tag{3.42}$$

$$\varepsilon_{t-1} \mid \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{3.43}$$

$$h_t = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \tag{3.44}$$

โดยในแบบจำลองนี้เป็นการนำ ตัว *NCF* ซึ่งเป็นค่าการไหลเข้าออกของทุน มาหาความสัมพันธ์กับตัว *VFx* ซึ่งเป็นตัวแปรความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน โดยแบบจำลองนี้ใช้วิธีทางสถิติแบบ GARCH(1,1) ในการหาความสัมพันธ์ระหว่างการไหลเข้าออกของทุนและความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยน

3.3 ลักษณะของข้อมูลและตัวแปรในโมเดล

การศึกษาชิ้นนี้ใช้ข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคมปี พ.ศ.2540 ถึง เดือนธันวาคม ปี พ.ศ.2549 รวมเป็นเวลา 120 เดือน ซึ่งเหตุผลที่ใช้ข้อมูลในช่วงเวลานี้ เพราะช่วงเวลาดังกล่าวเกิดวิกฤตเศรษฐกิจทั่วเอเชีย ดังนั้นในช่วงนี้แต่ละประเทศในเอเชียจึงมีความผันผวนของอัตราแลกเปลี่ยนมาก จึงเหมาะสมกับแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาชิ้นนี้ โดยมีตัวแปรต่างๆที่นำมาใช้ดังนี้

1. ตัวแปรการไหลเข้าออกของทุน (Net Capital Flow) ซึ่งในสมการแทนด้วยตัว *NCF* โดยตัวแปรนี้หามาจากการคำนวณจากสูตรดังนี้ NCF = R-X+M โดย M คือมูลค่าการนำเข้า (import) X คือ มูลค่าการส่งออก (export) ส่วน R คือการเปลี่ยนแปลงในทุนสำรองระหว่างประเทศของประเทศต่างๆ

2. ตัวแปรอัตราแลกเปลี่ยน (Exchange rate) ในการศึกษานี้ ใช้อัตราแลกเปลี่ยนของประเทศต่างๆเทียบกับค่าเงินดอลลาร์สหรัฐอเมริกา

3. อัตราเงินเฟ้อ (Inflation rate) ใช้อัตราเงินเฟ้อตามปกติ

4. อัตราดอกเบี้ย (Interest rate) ใช้อัตราดอกเบี้ยเงินกู้ลูกค้าชั้นดี (MLR)

5. อุปทานของเงิน (Money Supply) ใช้ปริมาณเงิน M2

6. อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ (Growth Rate) ดัชนีการผลิตในอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index) เป็นตัวแทน

สำหรับตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาชิ้นนี้มีลักษณะเป็นความผันผวน ซึ่งหาได้จากการนำข้อมูลตัวแปรที่ได้มาทำเป็น Percentage Change ดังสูตรนี้ $\frac{y_t - y_{t-1}}{y_{t-1}} \times 100$