บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาครั้งนี้เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของหุ้นกลุ่มพลังงานและมูลค่าการลงทุนสุทธิของต่างชาติในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยผู้ศึกษาได้รวบรวมแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งได้จากการค้นคว้าข้อมูลจากแหล่งต่างๆเพื่อนำมาใช้เป็นแนวทางในการศึกษาดังนี้

2.1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาจะขึ้นอยู่กับการเปลี่ยนแปลงของเวลาในอดีตเป็นพื้นฐาน กล่าวคือการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นวิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลหรือค่าสังเกตที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น หรือการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรในช่วงเวลาในอดีต การที่อนุกรมเวลา แสดงให้เห็นรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาในอดีต ทำให้สามารถคาดการณ์ได้ว่าในอนาคต ลักษณะการเปลี่ยนแปลงควรอยู่ในรูปแบบใด และสามารถพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงข้อมูลในอนาคตได้

2.1.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit Root Tests)

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) คือข้อมูลที่ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการเชิงสุ่ม (random process) นั้นมีค่าคงที่เมื่อเวลาได้เปลี่ยนไป และค่าความแปรปรวนระหว่างสองคาบเวลาขึ้นอยู่กับความล่า (lag) ระหว่างคาบเวลาทั้งสองนั้น (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์, 2542) โดยเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

ค่าเฉลี่ย (Mean) : $E(X_t) = constant = \mu$ (3.1)

ความแปรปรวน (Variance) : $V(X_t) = constant = \sigma_2$ (3.2)

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

(3.3)

โดยที่ x_t คือ ข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งเป็นกระบวนการเชิงสุ่ม

ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลานั้น ข้อมูลจะต้องมีลักษณะนิ่ง เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม การนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้โดยไม่ได้ทำการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งนั้น ค่าสถิติที่เกิดขึ้นจะมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน (nonstandard distribution) ซึ่งทำให้การนำไปใช้เปรียบเทียบกับค่าในตารางมาตรฐานไม่ถูกต้องเนื่องจากค่า ต่าง ๆ นั้น มีสมมติฐานว่าข้อมูลนั้นมีการแจกแจงมาตรฐาน (standard distributions) ทำให้เกิดการลงความเห็นที่ผิดพลาดและความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (spurious regression) กล่าวคือ R^2 มีค่าสูงมาก และได้ค่าสถิติ t – test มีนัยสำคัญหรือสูงเกินกว่าความเป็นจริงในการใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาจึงต้องทำการทดสอบว่าข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะนิ่งหรือไม่ ซึ่งจะใช้การทดสอบ Unit Root โดยในการศึกษานี้จะพิจารณาเฉพาะวิธีของ Dickey-Fuller โดยวิธี DF (Dickey-Fuller Test) และ ADF (Augmented Dickey-Fuller Test) ซึ่งกำหนดโดยสมการ (3.4)

$$x_t = \rho x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.4)$$

โดยกำหนดสมมติฐานหลัก $H_0 : \rho = 1$

และสมมติฐานรอง $H_1 : |\rho| < 1$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งและจากสมการ (3.4) สามารถแปลงเป็นสมการได้ดังนี้ คือ

กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.5)$$

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

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \alpha + \beta_t + \theta x_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (3.7)$$

โดยกำหนดสมมติฐานหลัก $H_0 : \theta = 0$

และสมมติฐานรอง $H_1 : \theta < 0$

การยอมรับ H_0แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่งแต่ถ้าปฏิเสธ H_0แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง

นอกจากนี้ถ้าสมการที่(3.5) (3.6) และ(3.7) เข้าสู่ autoregressive processesจะได้สมการดังนี้

กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (3.8)$$

กรณีมีเฉพาะค่าคงที่ $$\Delta x_t = \alpha + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (3.9)$$

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta x_t = \alpha + \beta T + \theta x_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta x_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3.10)$$

จากสมการที่ (3.8) (3.9) และ (3.10) มีจำนวนของ lagged difference terms ที่เพิ่มเข้ามา การที่ lagged เพิ่มมากขึ้นจะทำให้เกิดค่าความคลาดเคลื่อน (error terms) ที่มีลักษณะเป็น serial correlation และเมื่อนำการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) ซึ่งพัฒนามาจากวิธี Dickey-Fuller Test (DF) เพื่อแก้ปัญหา serial correlation

ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ t ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤติ MacKinnon (MacKinnon Critical Values) (Enders,1995; Gujarati, 2003)ในการหาจำนวนของ lag length ที่มีความเหมาะสมต่อการนำไปทดสอบนั้น (Enders, 1995)ได้เสนอวิธีที่เหมาะสมหลายวิธี เช่นการกำหนดจำนวนของ lag length ที่มีจำนวนมากพอ เช่นที่ P* แล้วดูว่าสัมประสิทธิ์ lag length นั้นแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่ โดยการทดสอบด้วยค่าสถิติ t (t-test) ถ้าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติให้ทำการลด lag length ลงทีละ 1 จนกว่าสัมประสิทธิ์ lag length นั้นจะแตกต่างจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญ

2.1.3 กระบวนการหรือระบบอัตตถดถอย (Autoregressive Processes)

กระบวนการหรือระบบ AR (p) ซึ่งคือกระบวนการหรือระบบ AR ที่มีอันดับที่ p เขียนในรูปของ ARIMA (p,d,q) ได้ดังนี้คือ

ARIMA (p,o,o) ซึ่งคือ

$$X_t = \mu' + \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + ... + \varphi_p X_{t-p} + e_t \quad (3.11)$$

โดยที่ μ' คือ พจน์คงที่หรือคงตัว (constant term)

φ_j คือ พารามิเตอร์อัตถดถอยตัวที่ j

e_t คือ พจน์ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

2.1.4 กระบวนการหรือระบบเฉลี่ยเคลื่อน (Moving Average Processes)

กระบวนการหรือระบบ MA(q) ซึ่งก็คือกระบวนการหรือระบบ MA ที่มีอันดับ q เขียนในรูปของ ARIMA(p,d,q)ได้ดังนี้คือ

ARIMA (p,o,o)

$$X_t = \mu' - e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - .... - \theta_q e_{t-q} \quad (3.12)$$

โดยที่ μ' คือ พจน์คงที่หรือคงตัว (constant term)

θ_j คือ พารามิเตอร์อัตถดถอยตัวที่ j

e_t คือ พจน์ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

ดังนั้นการผสมกันระหว่าง ARและMR ในรูปของกระบวนการ หรือระบบ ARIMA สำหรับข้อมูลที่มีลักษณะนิ่ง (stationary) จะมีรูปแบบเป็น ARIMA (p,0,q) สมมติให้ AR(1) และ MA(1) เราสามารถเขียนในรูป ARIMA ได้คือ ARIMA (1,0,1) ดังจะแสดงในสมการต่อไปนี้

$$X_t = \mu' + \theta_t X_{t-1} + e_t - \theta_t e_{t-1}$$

หรือ $$\left(1-\theta_1 B\right) X_t = \mu + \left(1-\theta_1 B\right) e_t$$

แต่ถ้าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง (nonstationary) จะต้องหาผลต่าง(difference) d ครั้ง เพื่อให้ข้อมูลมีลักษณะนิ่ง ดังนี้

ARIMA (1,1,1)

$$\left(1-B\right)\left(1-\varphi_1 B\right) X_t = \mu' + \left(1-\theta_1 B\right) e_t$$

หรือ

$$\left[1-B\left(1+\varphi_1\right)+\varphi_1 B^2\right] X_t = \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

$$X_t = \left(1+\varphi_1\right) X_{t-1} - \varphi_1 X_{t-2} + \mu' + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

2.1.5 แบบจำลอง Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

ในแบบจำลองเศรษฐมิติแบบดั้งเดิมได้มีการสมมติให้ความแปรปรวนของเทอมความคลาดเคลื่อนมีค่าคงที่หรือคงตัว ซึ่ง Enders (1995) ได้แสดงให้เห็นว่าข้อมูลเศรษฐกิจอนุกรมเวลาจำนวนมากในคาบเวลาจำนวนไม่น้อยมีความผันผวนสูงมาก ตามมาด้วยคาบเวลาที่อนุกรมดังกล่าวค่อนข้างจะมีความสงบซึ่งจะเห็นได้ว่าข้อสมมติที่ว่าความแปรปรวนของเทอมความคลาดเคลื่อน มีค่าคงที่หรือค่าคงตัวนั้น ไม่น่าจะเป็นข้อสมมติที่เหมาะสมหรือถูกต้อง ซึ่ง Enders (1995) กล่าวว่าในหลายสถานการณ์ เราสนใจแต่เพียงความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขเท่านั้น เช่นนักลงทุนในตลาดหุ้นอาจจะสนใจในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน (rate of return) และความแปรปรวนของหุ้นที่เราถือเท่านั้น ในขณะที่ความแปรปรวนแบบไม่มีเงื่อนไข (unconditional variance คือความแปรปรวนระยะยาวนั่นเอง) อาจจะไม่ใช่สิ่งที่สำคัญ ถ้านักลงทุนวางแผนที่จะซื้อขายหุ้นในช่วงไม่ยาวจนเกินไปนัก(ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์, 2542)

วิธีหนึ่งที่มักจะใช้ในการพยากรณ์ความแปรปรวน คือแบบจำลองที่แสดงความสัมพันธ์

ระหว่าง x_{t+1} กับ ε_{t+1} และ x_t ซึ่งเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$x_{t+1} = \varepsilon_{t+1} \, x_t \qquad (3.13)$$

โดยที่ x_{t+1} คือ ตัวแปรที่เรากำลังพิจารณา

ε_{t+1} คือ ตัวเทอมรบกวน white noise (white noise disturbance term) ซึ่งมีความแปรปรวนเท่ากับ σ_2 ซึ่งเป็นค่าคงที่หรือคงตัว (constant)

x_t คือ ตัวแปรอิสระ (independent variable) ณ คาบเวลา t ซึ่งเป็นตัวแปรที่เรา

สังเกตได้จากสมการ (3.11) ถ้า x_t มีค่าเท่ากับทุกคาบเวลาและเท่ากับค่าคงตัวหรือค่าคงที่ซึ่งสมมติว่าเท่ากับ x จะสามารถเขียนสมการ (3.11) ใหม่ได้ดังนี้

$$x_{t+1} = \varepsilon_{t+1}\, x \tag{3.14}$$

เราจะได้ว่า { x_{t+1} } sequence ก็จะมีลักษณะเป็น white noise process ด้วยความแปรปรวนคงที่หรือคงตัว อย่างไรก็ตาม { x_t } sequence มักจะมีค่าไม่เท่ากัน ดังนั้นความแปรปรวนภายใต้เงื่อนไขของ x_t สามารถเขียนได้ดังนี้

$$Var(x_{t+1}|x_t) = \sigma^2 x_t^2 \tag{3.15}$$

และถ้าค่าสืบเนื่อง (successive values) ของ { x_{t+1} } มี positive serial correlation ความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข ของ { x_t } sequence ก็จะมี positive serial correlation ด้วย ในลักษณะเช่นนี้ { x_{t+1} } sequence ก็จะทำให้เกิดคาบเวลาของความผันผวนใน { x_t } sequence

ในทางปฏิบัติแล้วเราอาจจะปรับปรุงแบบจำลองที่กล่าวมาแล้วข้างต้นให้อยู่ในรูปแบบดังนี้

$$\ln x_t = a_0 + a_1 \ln(x_{t+1}) + e_t \tag{3.16}$$

โดยที่ e_t คือ เทอมความคลาดเคลื่อนซึ่งคือ $\ln(\varepsilon_t)$ นั่นเอง

และสามารถทำการถดถอยโดยใช้ OLS (OLS regression) แต่จุดอ่อนของวิธีนี้ก็คือเราสมมติไว้แน่นอนว่า { x_{t+1}} เป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวน และโดยเหตุผลทางทฤษฎีแล้วเราอาจจะไม่มีเหตุผลที่ดีเพียงพอในการเลือกตัวแปร { x_{t+1} } ที่เป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงของความแปรปรวนได้ และสิ่งที่เป็นจุดอ่อนที่สำคัญอีกประการหนึ่งของแบบจำลองสมการ (3.14) ก็คือ เราได้สมมติว่าเทอมความคลาดเคลื่อน ซึ่งคือ { e_t } sequence มีความแปรปรวนคงที่หรือไม่คงที่ ถ้าข้อสมมติดังกล่าวไม่ถูกต้องก็จะต้องมีการแปลงข้อมูล (data transformation) อีก

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาส่วนใหญ่แล้วจะมีการกำหนด stochastic variable ให้มีความแปรปรวนคงที่ (homoscadastic) ซึ่งในการประยุกต์ใช้กับบางข้อมูลนั้น ค่าความแปรปรวนของค่าเทอมคลาดเคลื่อน จะไม่ใช่ฟังก์ชั่นของตัวแปรอิสระแต่มีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงเวลาขึ้นอยู่กับขนาดของความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในอดีต หรือกล่าวได้ว่าค่าความแปรปรวนของเทอมคลาดเคลื่อนนั้นขึ้นอยู่กับค่าความผันผวน (volatility) ของความคลาดเคลื่อนในอดีตที่ผ่านมา ความเป็นไปได้ในการหาค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไปพร้อมกันนั้นใน ขั้นต้นการพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขจะมีความแม่นยำเหนือกว่าการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขมาก ซึ่งจากแบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA) แสดงได้ดังนี้

$$x_t = a_0 + a_1(x_{t+1}) + \varepsilon_t \tag{3.17}$$

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

$$E_t x_{t+1} = a_0 + a_1 x_t \tag{3.18}$$

และค่าเฉลี่ยแบบมีเงื่อนไขในการพยากรณ์ x_{t+1} ค่าความคลาดเคลื่อนของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่พยากรณ์ได้ดังนี้

$$E_t[(x_{t+1} - a_0 - a_1x_t)^2] = E_t\,\varepsilon_{t+1}^2 = \sigma^2 \qquad (3.19)$$

ถ้าเปลี่ยนไปใช้การพยากรณ์แบบไม่มีเงื่อนไขแล้ว ผลที่ใช้จะเป็นค่าเฉลี่ยในช่วงระยะยาวของลำดับ $\{x_t\}$ ซึ่งเท่ากับ $\dfrac{a_0}{(1-a_1)}$ จะได้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขตามสมการ (3.20) คือ

$$E_t\left[x_{t+1} - \frac{a_0}{(1-a_1)}\right]^2 = E\left[\left(\hat{\mathrm{I}}_{t+1} + a_1\hat{\mathrm{I}}_t + a_1^2\hat{\mathrm{I}}_{t-1} + a_1^3\hat{\mathrm{I}}_{t-2} + \ldots\right)^2\right] = \frac{\sigma^2}{(1-a_1^2)} \qquad (3.20)$$

เมื่อ $\dfrac{1}{(1-a_1^2)} > 1$ ค่าความแปรปรวนที่ได้จากการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขจะสูงกว่าแบบมีเงื่อนไข ดังนั้นในการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขจึงมีความเหมาะสมกว่า ในลักษณะเดียวกันถ้าความแปรปรวนของ $\{\varepsilon_t\}$ ไม่เป็นค่าคงที่ จะสามารถประมาณค่าแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนโดยใช้ ARMA Model อธิบายได้โดยให้ $\{\hat{\varepsilon}_t\}$ แทนส่วนที่เหลือ (Residual) ที่ได้จากการประมาณจากสมการ (3.17) ดังนั้นค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข ของ x_{t+1} จะได้ดังสมการ (3.21)

$$\mathrm{Var}(x_{t+1}|x_t) = E_t[(x_{t+1} - a_0 - a_1x_t)^2]$$

$$= E_t\varepsilon_{t+1}^2 \qquad (3.21)$$

และจากที่ให้ $E_t\varepsilon_{t+1}^2$ เท่ากับ σ_{t+1}^2 จึงแสดงว่าค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขไม่ใช่ค่าคงที่ และจะได้จากแบบจำลองในการประมาณค่าส่วนที่เหลือออกมาดังสมการ (3.22)

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_q\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + v_t \qquad (3.22)$$

โดยที่ v_t คือ white noise process

ถ้าค่าของ $\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_q$ เท่ากับศูนย์ ค่าความแปรปรวนจากการประมาณจะเท่ากับค่าคงที่ α_0 หรือ คือค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ x_t จะมีการเปลี่ยนแปลงสอดคล้องกับ autoregression ในสมการ (3.22) ดังนั้นจะสามารถใช้สมการ (3.22) ในการพยากรณ์ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่เวลา t+1 ดังสมการ (3.23)

$$E_t\hat{\varepsilon}_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1\hat{\varepsilon}_t^2 + \alpha_2\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_q\hat{\varepsilon}_{t+1-q}^2 \qquad (3.23)$$

จากเหตุผลที่กล่าวมาสมการ (3.20) เรียกว่า autoregressive conditional heteroscadastic (ARCH) Model และสมการ (3.21) เป็น ARCH (q) ค่า $E_t\hat{\varepsilon}_{t+1}^2$ หรือ σ_{t+1}^2 จะประกอบด้วย 2 ส่วนคือ

ค่าคงที่และความผันผวนในคาบเวลาที่ผ่านมา ซึ่งเขียนได้เป็นส่วนเหลือกำลังสองของคาบในอดีต (ARCH term) ส่วนค่าสัมประสิทธิ์ ($\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_q$) สามารถหาค่าได้โดยใช้วิธี maximum likelihood

2.1.6 แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Bollerslev (1986) ได้ขยายมาจาก ARCH model โดยมีขั้นตอน คือให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากกระบวนการเป็นดังสมการ (3.26)

$$\varepsilon_t = \mathrm{v}_t \sqrt{h_t} \tag{3.24}$$

โดยที่ความแปรปรวนของ $v_t = \sigma_v^2 = 1$

และ

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} \tag{3.25}$$

เนื่องจาก $\{v_t\}$ เป็น white noise process ซึ่งเป็นอิสระกับ(ε_{t-i}) ค่าเฉลี่ยแบบมีเงื่อนไข(Conditional and Unconditional Means) ของ ε_t จะมีค่าเท่ากับศูนย์ ใส่ค่าคาดหมาย (Expected Value)ของ ε_t จะได้

$$\mathrm{E}\varepsilon_t = \mathrm{E}v_t \sqrt{h_t} = 0 \tag{3.26}$$

โดยที่ความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข ของ ε_t ถูกกำหนดโดย

$$\mathrm{E}_{t-1}\varepsilon_t^2 = h_t \tag{3.27}$$

ดังนั้นความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขของ ε_t จึงถูกกำหนดโดย h_t ในสมการ (3.27) แบบจำลองนี้จึงถูกเรียกว่า generalized autoregressive conditional heteroscedasticity หรือ GARCH (p,q) ซึ่งมีทั้งส่วนประกอบที่เป็น autoregressive moving average ในความแปรปรวนที่มีลักษณะ heteroscedastic variance จะเห็นได้ว่า ถ้า p = 0 และ q = 1 เราก็จะได้แบบจำลอง GARCH (0,1)ซึ่งก็คือ ARCH (1) หรือ ARCH (q=1) นั่นเอง โดยสรุปแล้ว ถ้า βi ทุกตัวมีค่าเท่ากับศูนย์ แบบจำลอง GARCH ก็คือ ARCH (q) นั่นเอง และเพื่อที่จะทำให้ความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข เป็นอันตะ (finite) รากลักษณะเฉพาะ (characteristic roots) ของสมการ (3.27) จะต้องอยู่ในวงกลมหน่วย (unit circle)

เนื่องจากแบบจำลอง GARCH มีลักษณะเป็น ARMA process ACF (autocorrelation function)และ PACF (partial autocorrelation function) ของส่วนตกค้างหรือส่วนที่เหลือ จะเป็นเครื่องชี้เกี่ยวกับ white-noise process อย่างไรก็ตาม ACF ของส่วนที่เหลือหรือส่วนตกค้างกำลังสอง (Squared Residuals) สามารถช่วยระบุถึง order ของ GARCH process ได้ เนื่องจาก $\mathrm{E}_{t-1}\varepsilon_t^2 = h_t$ เราสามารถเขียนสมการ (3.27) ใหม่ ได้ดังนี้

$$\mathrm{E}_{t-1}\varepsilon_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^{q}\gamma_i\varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p}\beta_i h_{t-i} \qquad (3.28)$$

จะเห็นได้ว่าสมการ (3.28) มีลักษณะคล้ายกับ ARMA (q,p) ใน { ε_t^2 } sequence มาก ถ้าheteroscedasticity แบบมีเงื่อนไขมีอยู่จริง แผนภาพสหสัมพันธ์ (correlogram) จะเป็นตัวบ่งบอกกระบวนการ (process) ดังกล่าว

2.1.7 การวิเคราะห์ความเป็นเหตุเป็นผลด้วยวิธี Granger Causality Tests

การวิเคราะห์ตัวแปร 2 ตัวแปร ว่าตัวแปรใดเป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงของอีกตัวแปรหนึ่ง หรือตัวแปรทั้งสองกำหนดซึ่งกันและกัน หรือต่างก็เป็นตัวแปร Endogenous ในปีค.ศ. 1969 Prof. Granger ได้นำเสนอตัวทดสอบที่เรียกว่า “***Granger Causality Test***” สำหรับทดสอบในประเด็นดังกล่าว

สมมติว่าเรามีตัวแปรอนุกรมเวลาอยู่ 2 ตัวแปร คือ X และ Y แนวคิดของ Granger ต้องการทดสอบดูว่าการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร X เป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร Y หรือว่าการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร Yจะเป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร X โดยมีสมมติฐานหลักของการทดสอบทั้งสองกรณี คือ

H_0: X ไม่ได้เป็นสาเหตุของ Y (X does not Granger Cause Y)

H_0: Y ไม่ได้เป็นสาเหตุของ X (Y does not Granger Cause X)

โดยสมการที่ใช้ในการทดสอบสมมติฐาน ก็คือ

$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-p} + \ldots + \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 x_{t-1} + \ldots + \beta_1 x_{t-p}$ (Unrestricted regression)

$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-p} + \ldots + \alpha_1 y_{t-1}$ (Restricted regression)

หรือ $x_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-p} + \ldots + \alpha_1 x_{t-1} + \beta_1 y_{t-1} + \ldots + \beta_1 y_{t-p}$ (Unrestricted regression)

$x_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-p} + \ldots + \alpha_1 x_{t-1}$ (Restricted regression)

สมมติฐานหลักในเชิงสถิติของการทดสอบสมการแต่ละคู่ระหว่าง Unrestricted regression กับ Restricted regression

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \ldots = \beta_1 = 0$$

$$H_0 : \beta_1 \neq \beta_2 \neq \ldots \neq \beta_1 \neq 0$$

สำหรับสถิติทดสอบ (Test statistic) ได้แก่ สถิติ F (F-statistic) โดยมีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$F_{p,(n-k)} = \frac{(RSS_r - RSS_{ur})p}{RSS_{ur}/(n-k)} \tag{3.29}$$

จากสมมติฐานหลักที่ว่า “*H_0: X ไม่ได้เป็นสาเหตุของ Y (X does not Granger Cause Y)*” ถ้าค่า F-statistic ที่คำนวณได้สูงกว่าค่าวิกฤติ [Prob. < α] แสดงว่า ปฏิเสธสมมติฐานหลัก (H_0) หมายความว่า X เป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงของ Y ใน ทำนองเดียวกันจากสมมติฐานหลักที่ว่า “*H_0: Y ไม่ได้เป็นสาเหตุของ X (Y does not Granger Cause X)*” ถ้าค่า F-statistic ที่คำนวณได้สูงกว่าค่าวิกฤติ [Prob. < α] แสดงว่า ปฏิเสธสมมติฐานหลัก (H_0) หมายความว่า X เป็นสาเหตุของการเปลี่ยนแปลงของ Y

2.1.8 การทดสอบความสัมพันธ์ด้วยวิธีร่วมกันไปด้วยกัน Cointegration

Cointegration เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ทางเศรษฐมิติที่ได้รับการพัฒนาขึ้นมาเพื่อให้สามารถใช้วิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่นิ่ง โดยใช้เป็นเครื่องมือในการทดสอบและวิเคราะห์หาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาว (Cointegration Reletionship) ระหว่างตัวแปรทางเศรษฐกิจต่างๆ ตามที่ระบุไว้ในทฤษฎีเศรษฐศาสตร์ได้โดยตรง

เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง สามารถนำไปใช้หาสมการถดถอยได้ ส่วนข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่นิ่ง เมื่อนำไปใช้หาสมการถดถอยอาจได้สมการถดถอยไม่แท้จริง ดังนั้นเมื่อทราบว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่ทำการทดสอบมีลักษณะไม่นิ่งแล้วอาจไม่เกิดปัญหาสมการถดถอยที่ไม่แท้จริงก็ได้ ถ้าหากว่าสมการถดถอยดังกล่าวมีลักษณะร่วมด้วยไปด้วยกัน (Cointegration)

การร่วมกันไปด้วยกัน คือ การมีความสัมพันธ์ระยะยาวระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ 2 ตัวแปรขึ้นไปที่มีลักษณะไม่นิ่ง แต่ว่าส่วนเบี่ยงเบนที่ออกจากความสัมพันธ์ในระยะยาวมีลักษณะนิ่งสมมติให้ข้อมูลอนุกรมเวลา 2 ตัวแปรใดๆที่มีลักษณะไม่นิ่ง แต่มีค่าสูงขึ้นตามไปด้วยกันทั้งคู่ และมีอันดับความสัมพันธ์ของข้อมูลเหมือนกันความแตกต่างระหว่างตัวแปรทั้งสองมีลักษณะนิ่ง กล่าวคือข้อมูลอนุกรมดังกล่าวมีการร่วมด้วยไปด้วยกัน ดังนั้น การถดถอยร่วมกันไปด้วยกัน คือ เทคนิคการประมาณค่าความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะไม่นิ่งโดยที่การเบี่ยงเบนออกจากดุลยภาพระยะยาวต้องนั้นมีลักษณะนิ่ง ซึ่งวิธีการทดสอบ Cointegration ของการศึกษาครั้งนี้ได้ใช้วิธี two – steps approach ของ Engle and Granger (1987)

วิธีของ Engle-Granger ประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือ

1) ทำการประมาณค่าสมการถดถอยของตัวแปรที่ต้องการทดสอบด้วยวิธี ordinary least square (OLS)

$$y_t = \alpha_t + \beta x_t + e_t \tag{3.30}$$

ทำการถดถอยความคลาดเคลื่อน (residual) ในสมการด้วยวิธี OLS จะได้

$$\hat{y}_t = \hat{\alpha}_t + \hat{\beta} x_t + \hat{e}_t \tag{3.31}$$

2) นำค่า residuals จากสมการถดถอย (regression equation) คือ $\hat{e}_t$ มาทำการถดถอยดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta\hat{e}_t = \gamma\hat{e}_{t-1} + v_t \tag{3.32}$$

จากนั้นนำค่า t-statistics ที่ได้จากอัตราส่วน $\gamma / S.E\hat{\gamma}$ ไปเปรียบเทียบกับMacKinnon critical values หากปฏิเสธข้อสมมติฐานหลัก $H_0 : \gamma = 0$ แสดงว่าตัวแปรมีลักษณะนิ่ง(Johnston และ Dinardo, 1997) ถ้าในกรณีที่ v_t ในสมการ (3.32) มี serial correlation จะใช้Augmented Dickey- Fuller (ADF) test ที่ lagged difference terms เท่ากับ 1 ดังนี้

$$\Delta\hat{e}_t = \gamma\hat{e}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \Delta\hat{e}_{t-i} + v_t \tag{3.33}$$

ถ้า - 2 < γ < 0 เราสามารถจะสรุปได้ว่า residuals เป็นมีลักษณะนิ่ง แสดงว่า y_t และ x_t มีความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพในระยะยาว สังเกตสมการ (3.29) และ (3.30) จะไม่มี interceptsterm เนื่องจาก $\hat{e}_t$ เป็น residuals จากสมการถดถอย (Enders, 1995: 375)

2.1.9 การทดสอบ Error Correction Model (ECM)

ถ้า x_t และ y_t ร่วมกันไปด้วยกัน(Cointegration) หมายความว่าตัวแปรทั้งสองมีความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาว (long term equilibrium relationship) แต่ในระยะสั้นอาจจะมีการออกนอกดุลยภาพ (disequilibrium) ได้ เพราะฉะนั้นเราสามารถจะให้พจน์ค่าความคลาดเคลื่อน (error term) ในสมการที่ร่วมกันไปด้วยกันเป็นค่าความคลาดเคลื่อนดุลยภาพ (equilibrium error) และเราสามารถที่จะนำเอาพจน์ค่าความคลาดเคลื่อนนี้ไปผูกพฤติกรรมระยะสั้นกับพฤติกรรมระยะยาว (Gujarati, 1995) ได้ ลักษณะสำคัญของตัวแปรร่วมกันไปด้วยกัน (cointegration variable) คือ วิถีเวลาของตัวแปรเหล่านี้จะได้รับอิทธิพลจากการเบี่ยงเบน (deviations) จากดุลยภาพระยะยาว

(long - run equilibrium) และถ้าระบบจะกลับไปสู่ดุลยภาพระยะยาว การเคลื่อนไหวของตัวแปรอย่างน้อยบางตัวแปรจะต้องตอบสนองต่อขนาดของการออกนอกดุลยภาพ (disequilibrium) ใน Error Correction Model สามารถเขียนแบบจำลองได้ดังนี้

$$\Delta y_t = \alpha_1 + \alpha_2 \hat{e}_{t-1} + \alpha_3 \Delta x_t + \sum_{h=1} a_{4h} \Delta x_{t-1} + \sum_{i=1} a_{5i} \Delta y_{t-1} + \mu_t \qquad (3.34)$$

โดยที่ $\hat{e}_t$ คือส่วนตกค้างและส่วนที่เหลือ (residual) ของสมการถดถอยร่วมกันไปด้วยกัน(cointegrating regression equation) ค่า a_2 จะให้ความหมายว่า a_2 ของความคลาดเคลื่อน (discrepancy) ระหว่างค่าสังเกตที่เกิดขึ้นจริงของ y_t กับค่าที่เป็นระยะยาว หรือดุลยภาพในคาบที่แล้วจะถูกขจัดไปหรือถูกแก้ไขไปในแต่ละคาบต่อมา (Gujarati, 1995: 729) เช่นในแต่ละเดือน แต่ละสัปดาห์ นั่นคือ a_2 คือสัดส่วนของการออกนอกดุลยภาพของ y ในคาบนี้จะถูกขจัดไปในคาบต่อไป เป็นต้น

สำหรับรูปแบบ ECM ที่อ้างโดย Gujarati (1995) นั้นสามารถเขียนได้ดังนี้

$$\Delta y_t = a_1 + a_2 \hat{e}_{t-1} + a_3 \Delta x_t + \mu_t \qquad (3.35)$$

ส่วนรูปแบบ ECM ที่ไม่มีพจน์ค่าคงที่และล่าหรือล้าหลัง สามารถแสดงได้ดังนี้

$$\Delta y_t = a_1 \hat{e}_{t-1} + a_2 \Delta x_t + \mu_t \qquad (3.36)$$

โดยที่ a_1 มีค่าเป็นลบ ซึ่ง $-1 \le a_t < 0$ สาเหตุที่ a_1 มีค่าเป็นลบเพราะว่า ถ้า $\hat{e}_{t-1} > 0$ ดังนั้น $y_{t-1} > \alpha + \beta x_{t-1}$ ซึ่งเป็น y_{t-1} ที่เป้าหมาย กล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ y_{t-1} มีค่าสูงกว่าเป้าหมายนั่นเอง และเพื่อให้ y อยู่บนเป้าหมาย y_t จะต้องมีค่าลดลง ลิมิตล่างของ a1 มีค่าเท่ากับ -1 หมายถึงการกำจัดการออกนอกดุลยภาพของคาบที่แล้วอย่างสมบูรณ์ ขนาดสมบูรณ์(absolute size) ของ a_1 ได้แสดงถึงความเร็วของการปรับตัว (speed of adjustment) นั่นเอง โดยที่ดุลยภาพจะกลับมาเร็วขึ้น ถ้าค่าสมบูรณ์ของ a1 มีค่าเพิ่มขึ้น ยกตัวอย่างเช่น a_1 = -0.20 ถ้าหมายความว่า 20% ของการออกนอกดุลยภาพในเวลา t-1 ได้ถูกขจัดออกไปในคาบเวลา t ในขณะที่ ถ้า a_1 = -0.50 หมายความว่า 50% ของการออกนอกดุลยภาพได้ถูกขจัดไปนั่นเอง (Enders, 1995)

อย่างไรก็ตาม Enders ระบุสมการ Error Correction Model (ECM) ไว้ดังนี้

$$\Delta y_t = a_1 + a_2 \hat{e}_{t-1} + \sum_{i=1} a_{4h} \Delta x_{t-h} + \sum_{i=1} a_{5i} \Delta y_{t-i} + \mu_{yt} \qquad (3.37)$$

$$\Delta x_t = b_1 + b_2 \hat{e}_{t-1} + \sum_{i=1} a_{4m} \Delta x_{t-m} + \sum_{i=1} a_{5n} \Delta y_{t-n} + \mu_{xt} \qquad (3.38)$$

โดยที่

a_2, b_2 = speed of adjustment coefficient

$\hat{e}_{t-1}$ = error correction term

μ_{yt}, μ_{xt} = whites – noise disturbances

2.2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

อนุศร ต่ายหัวดง ได้ศึกษาโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนของดัชนีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยดัชนีกลุ่ม 50 หลักทรัพย์โดยใช้แบบจำลองอารีมา-การ์ช โดยใช้ข้อมูลผลตอบแทนของดัชนีกลุ่ม 50 หลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ในช่วงระยะเวลา 7 ปี เริ่มตั้งแต่เดือนพฤษภาคม 2539 ถึงเดือนสิงหาคม 2550 รวมทั้งสิ้น 134 เดือน โดยใช้แบบจำลองอารีมาและการ์ช ซึ่งศึกษาด้วยวิธีบอกส์และเจนกินส์ และการวิเคราะห์ความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข ด้วยเทคนิค การ์ช

การทดสอบความนิ่ง ของข้อมูลโดยวิธี augmented Dickey-Fuller (ADF) test พบว่าข้อมูลผลตอบแทนของกลุ่ม 50 หลักทรัพย์มีความนิ่งและมีลักษณะข้อมูลแบบ I(0) ผลการทดสอบครอริโลแกรมปรากฏว่าแบบจำลอง คือ △Gaint คือ C AR(4) MA(1) มีความเหมาะสมที่สุดแต่คำนวณผลตอบแทนได้ต่ำกว่ามูลค่าตามราคาตลาด ผลการนำแบบจำลองไปวิเคราะห์อารีมา -การ์ชพบว่าการ์ช (2,2) อยู่ในรูปแบบจำลองที่เหมาะสม รวมทั้งพบว่า ผลตอบแทนของกลุ่ม 50หลักทรัพย์ขึ้นอยู่กับผลต่างของคาบเวลาที่ 4 และค่าความคลาดเคลื่อนคาบที่ 1 และค่าความผันผวนของแบบจำลองนี้ขึ้นอยู่กับความแปรปรวนที่เกิดขึ้นในคาบที่ 1 และคาบที่ 2

ภาณุรณ ฉัตรชัยการ ทำศึกษาโดย มีวัตถุประสงค์ที่จะศึกษาวิเคราะห์แบบจำลองเพื่อประมาณค่าความผันผวนและพยากรณ์มูลค่ากองทุนเพื่อการเลี้ยงชีพและกองทุนหุ้นระยะยาวโดยวิธีอารีมาการ์ชและ อีการ์ช เพื่อให้ทราบทิศทางการปรับตัวของมูลค่าหน่วยลงทุนของกองทุนดังกล่าว ว่ามีการเปลี่ยนแปลงไปอย่างไร ซึ่งชี้ให้เห็นถึงความเสี่ยงในการลงทุน และเพื่อนำผลการศึกษาไปใช้เป็นแนวทางให้นักลงทุนใช้ในการประกอบการพิจารณาเปรียบเทียบและตัดสินใจเลือกลงทุน โดยทำการศึกษากองทุนกองทุนไทยพาณิชย์หุ้นระยะยาว พลัส (SCBLT2) กองทุนไทยพาณิชย์หุ้นทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (SCBRM4) กองทุนเปิดบัวหลวงตราสารทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ

(BERMF) และกองทุนเปิดเคหุ้นทุนบริพัตรเพื่อการเลี้ยงชีพ (KFLRMF) ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) โดยเป็นข้อมูลรายสัปดาห์ของมูลค่าหน่วยลงทุน ที่เป็นราคาปิดรายสัปดาห์ในช่วงระยะเวลา 3 ปี โดยเริ่มตั้งแต่วันที่ 1 เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงวันที่ 31 เดือนธันวาคม พ.ศ.2550 รวมทั้งสิ้น 156 สัปดาห์

ผลการทดสอบความนิ่ง(stationary)ของข้อมูล โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller test(ADF test) พบว่าข้อมูลมูลค่าหน่วยลงทุนทั้งสี่กองทุนมีลักษณะนิ่งที่ระดับ First Differenceจากการพิจารณาผลคอเรลโลแกรม ได้ทำการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมเพียงรูปแบบเดียวสำหรับมูลค่าหน่วยลงทุนแต่ละกองทุน โดยใช้แบบจำลองอารีมาการ์ช และ อีการ์ช

ผลการพยากรณ์มูลค่าหน่วยลงทุนในแต่ละกองทุนตั้งแต่อดีตจนถึงช่วงเวลาที่พิจารณา (historical forecast) และ พยากรณ์ข้อมูล ณ ช่วงเวลาที่มีข้อมูลจริงเกิดขึ้นแล้วเพื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงที่มีอยู่(ex-post forecast) พบว่าแบบจำลองที่ให้ค่าความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่ประมาณได้ (root mean square error) ต่ำที่สุดเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ทำให้ผลการพยากรณ์มีแนวโน้มและทิศทางไปในแนวเดียวกันกับข้อมูลจริง สำหรับมูลค่าหน่วยลงทุนกองทุนไทยพาณิชย์หุ้นระยะยาวพลัส (SCBLT2) คือแบบจำลอง GARCH, กองทุนไทยพาณิชย์หุ้นทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (SCBRM4) คือแบบจำลอง EGARCH, กองทุนเปิดบัวหลวงตราสารทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (BERMF) คือแบบจำลอง GARCH และ กองทุนเปิดเคหุ้นทุนบริพัตรเพื่อการเลี้ยงชีพ (KFLRMF) คือแบบจำลอง GARCH ดังนั้นแบบจำลองดังกล่าวจึงมีความเหมาะสมที่สุดในการประมาณค่าความผันผวนและพยากรณ์มูลค่าหน่วยลงทุนล่วงหน้าในอนาคตของกองทุนแต่ละกอง ใน 3 ช่วงเวลาต่อมา (ex-ante forecast) โดยกองทุนไทยพาณิชย์หุ้นระยะยาวพลัส (SCBLT2) มูลค่าหน่วยลงทุนที่พยากรณ์ได้คือ 15.361 15.439 และ 15.566 ค่าความผันผวนได้ 0.084 0.092 และ 0.097 ตามลำดับ กองทุนไทยพาณิชย์หุ้นทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (SCBRM4)มูลค่าหน่วยลงทุนที่พยากรณ์ได้คือ 28.725 28.717 และ 28.811 ค่าความผันผวนได้ 0.201 0.200และ 0.200 ตามลำดับ กองทุนเปิดบัวหลวงตราสารทุนเพื่อการเลี้ยงชีพ (BERMF) มูลค่าหน่วยลงทุนที่พยากรณ์ได้คือ 35.264 34.981 และ 35.603 ค่าความผันผวนได้ 0.678 0.496 และ 0.371ตามลำดับ กองทุนเปิดเคหุ้นทุนบริพัตรเพื่อการเลี้ยงชีพ (KFLRMF) มูลค่าหน่วยลงทุนที่พยากรณ์ได้คือ 42.134 42.529 และ 42.720 ค่าความผันผวนได้ 0.847 0.560 และ 0.838 ตามลำดับ

การศึกษาการประมาณค่าความผันผวนและพยากรณ์มูลค่าหน่วยลงทุนของกองทุนดังกล่าวจึงสรุปได้ว่าแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์มูลค่าหน่วยลงทุนแต่ละกองทุนนั้นเป็นแบบจำลองที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับลักษณะการเคลื่อนไหวของมูลค่าหน่วยลงทุนแต่ละกองทุนนั้น ซึ่งช่วยให้นักลงทุนมีความเข้าใจเกี่ยวกับลักษณะความผันผวนของมูลค่าหน่วยลงทุนซึ่งจะนำไปสู่

ความสามารถในการวางแผนการลงทุนหรือการสับเปลี่ยน ซื้อ ขายกองทุนเพื่อป้องกันความเสี่ยงจากการเปลี่ยนแปลงมูลค่าหน่วยลงทุนให้เหมาะสมกับเป้าหมายการลงทุนสำหรับนักลงทุนแต่ละคนต่อไป

วิษณุเดช นันไชยแก้ว การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาความผันผวนของผลตอบแทนของดัชนีตลาดหลักทรัพย์ในกลุ่มประเทศ G7 แบบรายตัวโดยใช้แบบจำลองอารีมา การ์ช อีการ์ช และจีเจอาร์ และความผันผวนร่วมโดยใช้แบบจำลอง เมาว์ทายแวริเอชการ์ช โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายวันของผลตอบแทนของดัชนีตลาดหลักทรัพย์ ตั้งแต่วันที่ 5 มกราคม พ.ศ. 2542 ถึงวันที่ 30 ธันวาคม พ.ศ.2551 รวมทั้งหมด 2284 ข้อมูล

ผลการศึกษาแบบจำลองอารีมาพบว่า ข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะนิ่งที่ผลต่างลำดับที่ 0 โดยในแต่ละประเทศมีรูปแบบของแบบจำลองอารีมาที่เหมาะสมดังนี้ ฝรั่งเศส MA(5) เยอรมัน MA(5)สหรัฐอเมริกา MA(5) สหราชอาณาจักร AR(1) AR(2) AR(5) MA(1) MA(2) MA(5) อิตาลี่ MA(5)ญี่ปุ่น AR(1) AR(9) AR(11) MA(1) MA(9) MA(11) และ แคนาดา MA(19) เมื่อนำผลอารีมาที่ได้ไปศึกษาความผันผวนต่อ ผลปรากฏว่ารูปแบบของ การ์ช อีการ์ชและจีเจอาร์ ของดัชนีทุกประเทศมีรูปแบบ GARCH(1,1) EGARCH(1,1) และ GJR(0,1)

ผลการศึกษาแบบจำลองเมาว์ทายแวริเอชการ์ในลักษณะความสัมพันธ์อย่างมีเงื่อนไขที่มีลักษณะคงที่(CCC)พบว่า ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กันมากที่สุดคือ ประเทศฝรั่งเศสและประเทศเยอรมัน เป็นความสัมพันธ์เชิงบวกโดยมีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.8861 หรือ 88.61% ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กันน้อยที่สุดคือ ประเทศญี่ปุ่น และประเทศอเมริกา เป็นความสัมพันธ์เชิงบวกโดยมีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.1485 หรือ 14.85%

ผลการศึกษาแบบจำลองเมาว์ทายแวริเอชการ์ในลักษณะความสัมพันธ์อย่างมีเงื่อนไขที่มีการเปลี่ยนแปลงเชิงพลวัตร(DCC)พบว่า ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กันมากที่สุดคือ ประเทศฝรั่งเศสและประเทศเยอรมัน เป็นความสัมพันธ์เชิงบวกโดยมีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.8835 หรือ 88.35% ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กันน้อยที่สุดคือ ประเทศญี่ปุ่น และประเทศอเมริกา เป็นความสัมพันธ์เชิงบวกโดยมีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.1784

ประไพศรี ทิพย์แก้ว การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษา ความสัมพันธ์ของความผันผวนระหว่างอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงาน และกลุ่มขนส่งในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ในลักษณะความเป็นเหตุเป็นผล โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดรายวันในรูปของลอการิทึม เริ่มตั้งแต่วันที่ 5 เดือนมกราคม พ.ศ. 2547 จนถึงวันที่ 31 เดือนมีนาคม พ.ศ. 2552 จำนวน 1286 ข้อมูล

ผลการทดสอบความนิ่ง(stationary)ของข้อมูล โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller test(ADF test) พบว่าข้อมูลอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มทั้ง 2 กลุ่ม มีลักษณะนิ่งที่ระดับ Level I(0) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 1% สำหรับการวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทน โดยทำการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมของทั้ง 2 กลุ่มเพียงรูปแบบเดียว โดยใช้แบบจำลอง อาร์มา การ์ชเอ็ม พบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงาน คือ แบบจำลอง AR(6) AR(10) MA(6) MA(10)และ GARCH-M(1,1) และแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับ ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มกลุ่มขนส่ง คือ แบบจำลอง AR(9) AR(20) MA(9) MA(20)และ GARCH-M(1,1)ในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรตามของทั้ง 2 กลุ่ม พบว่ามีเทอม ARCHและ GARCH เกิดขึ้นจริงอย่างมีนัยสำคัญตรงตามสมมติฐานเบื้องต้นที่กำหนดให้ความผันผวนของข้อมูลมีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา

ผลการทดสอบความนิ่ง (stationary)ของข้อมูล โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller test(ADF test) ของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนรายวันของหุ้นกลุ่ม แต่ละกลุ่ม มีลักษณะนิ่งที่ระดับ Level I(0) ส่วนผลการทดสอบความสัมพันธ์โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (OLS) ในกรณีที่ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงานเป็นตัวแปรอิสระ และให้ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มกลุ่มขนส่ง เป็นตัวแปรตาม พบว่า ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มกลุ่มขนส่ง ณ ปัจจุบัน มีความสัมพันธ์กับความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงาน ในปัจจุบัน และกลุ่มขนส่งในคาบเวลาที่ผ่านมา 1 วันในทิศทางเดียวกัน ในขณะที่ ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงานในคาบเวลาที่ผ่านมา 2 วันมีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้าม และในกรณีที่ให้ ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มขนส่งเป็นตัวแปรอิสระ และให้ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงาน เป็นตัวแปรตาม พบว่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงาน ณ ปัจจุบันมีความสัมพันธ์กับความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มขนส่งในปัจจุบัน และกลุ่มพลังงานในคาบเวลาที่ผ่านมา 1 วันในทิศทางเดียวกัน ในขณะที่ ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มขนส่ง ในคาบเวลาที่ผ่านมา 1 วันมีความสัมพันธ์กับ ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงาน ณ ปัจจุบันในทิศทางตรงกันข้าม

ผลการทดสอบ Granger Causality พบว่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงานเป็นสาเหตุของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มขนส่ง และความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มขนส่งก็เป็นสาเหตุของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนดัชนีหุ้นกลุ่มพลังงานเช่นเดียวกัน

Bollerslev, Engle and Wooldridge (1988) เป็นผู้นำเสนอ ซึ่งแบบจำลองที่ไม่มีข้อจำกัดในรูปแบบใดเลยจะใช้วิธี maximum likelihood ในการคำนวณหา parameter เมื่อ k คือ จำนวน time series ที่ปรากฏในแบบจำลอง รูปแบบของแบบจำลองที่ง่ายกว่าที่ถูกเสนอจะอยู่ในลักษณะของ Diagonal Vech โดยจะถือว่า lag ที่มีค่าสัมประสิทธิ์ไม่เท่ากับศูนย์เท่านั้นที่มีผลกระทบต่อแบบจำลอง ทำให้สามารถลดParameterที่จำเป็นให้เหลือ แบบจำลอง Diagonal Vech สามารถที่จะอธิบายความสัมพันธ์ได้ดังเช่นแบบจำลอง GARCH ทั่วไป อย่างไรก็ตามข้อจำกัดของจำนวน Parameterที่จำเป็นเพื่อให้แน่ใจว่าจะเกิด positive definiteness of the conditional covariance นั้นค่อนข้างจะยากเมื่อจำนวนของ time series ที่เกิดขึ้นใน model มีจำนวนมากแบบจำลองในลักษณะ Constant Conditional Correlation Multivariate GARCH ถูกนำเสนอในปี 1990 โดย Bollerslev จากการคำนวณ univariate GARCHในแต่ละtime series และคำนวณหา correlation matrix ข้อสมมุติของ correlation ที่คงที่นั้นทำให้เหมาะกับแบบจำลองที่มีขนาดใหญ่และแน่ใจว่าการประมาณค่านี้จะเกิด positive definite โดยมีข้อจำกัดเบื้องต้นว่าในแต่ละ condition variance ไม่เป็นศูนย์และ correlation matrix ต้อง full rank อย่างไรก็ตาม การคำนวณด้วย constant correlationไม่ให้วิธีที่ให้ค่า standard errors ที่คงที่ในการใช้กระบวนการประมาณค่าในหลายๆขั้นตอน ซึ่งTsui and Yu (1999) พบว่า constant correlation นั้นสามารถที่จะถูกปฏิเสธในสินทรัพย์บางประเภท

Edwards (1998) ได้ศึกษาเรื่อง การแพร่ระบาดของวิกฤตเศรษฐกิจในประเทศละตินอเมริกาจำนวน 3 ประเทศ ได้แก่ อาร์เจนตินา ชิลี และเม็กซิโก โดยศึกษาในรูปของการแพราขยายของความผันผวน (Volatility Contagion) ซึ่งทำการศึกษาจากความผันผวนของอัตราดอกเบี้ย โดยศึกษาความผันผวนที่เกิดจากวิกฤตเศรษฐกิจที่เกิดในหลายๆประเทศนั้นเป็นผลมาจากปัจจัยภายในประเทศหรือเกิดจากผลกระทบในรูปของการแพราขยายของวิกฤตเศรษฐกิจ โดยใช้แบบจำลอง GARCH พบว่า ความผันผวนที่เกิดจากวิกฤตในเม็กซิโกมีการแพราขยายมายังประเทศอาร์เจนตินา ขณะที่ในประเทศชิลีไม่ได้รับผลกระทบ ทั้งนี้ อาจเป็นเพราะสาเหตุสำคัญ 2 ประการ คือ ประการแรก เกิดจากการที่นักลงทุนต่างเห็นว่าเศรษฐกิจของประเทศชิลีแข็งแกร่งอยู่ แต่มองเหมารวมไปว่าเศรษฐกิจของอาร์เจนตินาและเม็กซิดกไม่มีความแตกต่างกัน ประการที่สอง อาจเกิดจากการที่ประเทศชิลีมีมาตรการควบคุมการเคลื่อนย้ายทุน ซึ่งเป็นการป้องกันการแพร่ระบาดของ Shock จากภายนอกระบบเศรษฐกิจนั้นเอง