บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาครั้งนี้ต้องการที่จะทำการวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของดัชนีราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์ไทย สิงคโปร์ มาเลเซีย อินโดนีเซีย และฟิลิปปินส์ โดยใช้แบบจำลอง ARIMA-EGARCH ซึ่งข้อมูลที่นำมาศึกษามีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา (time series) ดังนั้นจึงได้นำแนวคิดและทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ การทดสอบความนิ่ง (stationary) ของข้อมูล และการทดสอบ Unit Root แบบจำลอง Autoregressive Intregrated Moving Average (ARIMA) แบบจำลอง Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) แบบจำลอง GARCH-in-Mean (GARCH-M) และแบบจำลอง Exponential GARCH (EGARCH) เพื่อนำมาวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของดัชนีราคาหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์ ซึ่งแนวคิดและทฤษฎีต่างๆ มีดังต่อไปนี้

2.1.1 แนวคิดของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data)

ข้อมูลอนุกรมเวลา (time series) นั้นเป็นข้อมูลหรือค่าสังเกตที่มีการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรในช่วงเวลาที่ผ่านมา ลักษณะของการเปลี่ยนแปลงอาจมีหรือไม่มีรูปแบบก็ได้ แต่ถ้าอนุกรมเวลาแสดงให้เห็นรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาที่ผ่านมาในอดีต ก็จะทำให้สามารถคาดการณ์ได้ว่าในอนาคตลักษณะการเปลี่ยนแปลงควรอยู่ในรูปแบบใด และสามารถพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงข้อมูลของในอนาคตได้ การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาจะขึ้นอยู่กับการเปลี่ยนแปลงของเวลาในอดีตเป็นพื้นฐาน (ศิริลักษณ์ เล็กสมบูรณ์, 2531)

2.1.2 การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Stationary) และการทดสอบ Unit Root

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (stationary) คือข้อมูลที่ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนของกระบวนการเชิงสุ่มนั้นมีค่าคงที่เมื่อเวลาได้เปลี่ยนไป และค่าความแปรปรวนระหว่างสองคาบเวลาขึ้นอยู่กับความล่า (lag) ระหว่างคาบเวลาทั้งสอง โดยสามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้ (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์ และอารี วิบูลย์พงศ์, 2542)

ค่าเฉลี่ย (mean) : $E(X_t) = \text{constant} = \mu$ (2.1)

ความแปรปรวน (variance) : $V(X_t) = \text{constant} = \sigma^2$ (2.2)

ความแปรปรวนร่วม (covariance) : $\text{cov}(X_t, X_{t+k}) = E(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu) = \sigma_k - \mu$ (2.3)

โดยที่ X_t แทนข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งเป็นกระบวนการเชิงสุ่ม

ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลานั้น ข้อมูลจะต้องมีลักษณะนิ่ง เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม (random process) การนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้โดยไม่ได้ทำการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งนั้น ค่าสถิติที่เกิดขึ้นจะมีการแจกแจงไม่มาตรฐาน (nonstandard distribution) ซึ่งทำให้การนำไปใช้เปรียบเทียบกับค่าในตารางมาตรฐานไม่ถูกต้อง เนื่องจากค่าต่าง ๆ นั้น มีสมมติฐานว่าข้อมูลนั้นมีการแจกแจงมาตรฐาน (standard distributions) ทำให้นำไปสู่การลงความเห็นที่ผิดพลาดและความสัมพันธ์ที่ไม่แน่จริง (spurious regression) กล่าวคือ R^2 มีค่าสูงมากและได้ค่าสถิติ t – test มีนัยสำคัญหรือสูงเกินกว่าความเป็นจริง

ในการใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาต้องทำการทดสอบว่าข้อมูลที่นำมาใช้มีลักษณะนิ่งหรือไม่ ซึ่งจะใช้การทดสอบ Unit Root โดยการศึกษาจะพิจารณาเฉพาะวิธีของ Dickey – Fuller โดยวิธี DF (Dickey – Fuller Test) และ DAF (Augmented Dickey-Fuller Test) ซึ่งกำหนดโดยสมการ (2.4)

$$X_t = \rho X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

โดยกำหนดสมมติฐานหลัก $H_0 : \rho = 1$

และ $H_1 : |\rho| < 1$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง และการทดสอบนี้ยังสามารถแปลงสมการได้ดังนี้ คือ

กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (2.5)$$

กรณีมีค่าคงที่ $$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (2.6)$$

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta X_t = \alpha + \beta_t + \theta X_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (2.7)$$

โดยกำหนดสมมติฐานหลัก $H_0 : \theta = 0$

และสมมติฐานรอง $H_1 : \theta < 0$

การยอมรับ H_0 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง แต่ถ้าปฏิเสธ H_0 แสดงว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่ง นอกจากนี้ถ้าสมการ (2.5) (2.6) และ (2.7) นำไปเข้ากระบวนการอัตถดถอย (autoregressive processes) จะได้ดังนี้

กรณีไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (2.8)$$

กรณีมีเฉพาะค่าคงที่ $$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (2.9)$$

กรณีมีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา $$\Delta X_t = \alpha + \beta_t + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho} \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (2.10)$$

ซึ่งสมการที่ (2.8) (2.9) และ (2.10) เป็นการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) นั่นเอง ซึ่งพัฒนามาจากวิธี Dickey-fuller Test เพื่อแก้ปัญหา Serial Correlation ในการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะนิ่งหรือไม่ โดยการเปรียบเทียบค่าสถิติ t – test ที่คำนวณได้กับค่าวิกฤติ (critical value) ในตาราง ADF

2.1.3 การเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมจากการทดสอบ Unit Root โดยการทดสอบสัมประสิทธิ์การถดถอย (Deterministic Regressors)

เป็นการทดสอบว่า แบบจำลองใดเป็นแบบจำลองที่มีความเหมาะสมที่สุดระหว่าง กรณีของแบบจำลองที่ไม่มีค่าคงที่และแนวโน้มเวลา (none) แบบจำลองที่มีค่าคงที่ (intercept) และ

แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา (trend and intercept) โดยการทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติของสัมประสิทธิ์ของตัวถดถอย (ค่าคงที่หรือค่าแนวโน้มเวลา) โดยมีขั้นตอนการทดสอบดังนี้ (ปิยนุช เรืองขจร, 2550)

ขั้นตอนที่ 1 เริ่มการทดสอบจากแบบจำลองกรณีที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลาตามสมการ (2.11)

$$\Delta y_t = a_o + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum \beta_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.11}$$

ทำการทดสอบสมมติฐานว่าง $H_0 : \gamma = 0$ โดยใช้ t_t - statistic ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่าง แสดงว่า ข้อมูล y_t มีลักษณะนิ่งแล้ว และเลือกใช้แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลา

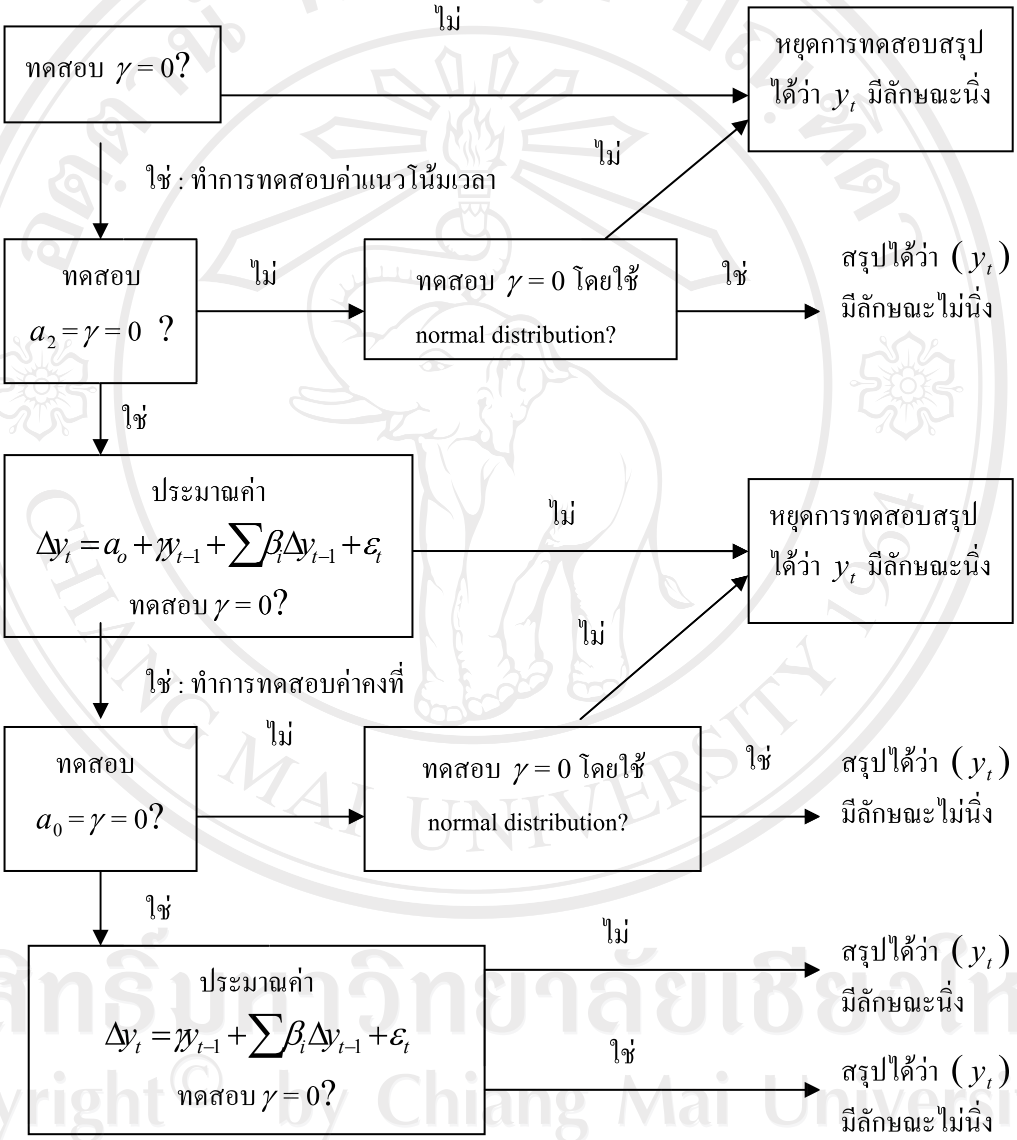
ขั้นตอนที่ 2 ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่างในขั้นตอนที่ 1 แสดงว่าในแบบจำลองดังกล่าวมีตัวถดถอยที่ไม่จำเป็นอยู่ในสมการ ซึ่งอาจทำให้อำนาจการทดสอบของสมการลดลง ดังนั้นจึงต้องมีการทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติของค่าแนวโน้ม $(a_2 t)$ ที่อยู่ในสมการ โดยการทดสอบสมมติฐานว่าง H_0 : $a_2 = \gamma = 0$ โดยใช้ ϕ_3 - statistic ถ้าค่าสัมประสิทธิ์ของค่าแนวโน้มไม่มีนัยสำคัญทางสถิติให้ข้ามไปขั้นตอนที่ 3 อย่างไรก็ตามถ้าค่าสัมประสิทธิ์ของค่าแนวโน้มมีนัยสำคัญทางสถิติให้ทำการทดสอบความไม่นิ่งของข้อมูลอีกครั้งโดยใช้ การแจกแจงแบบปกติมาตรฐาน (standardized normal distribution) ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่า ข้อมูล y_t มีลักษณะนิ่งแล้วและเลือกใช้แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลาแต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูล y_t มีลักษณะไม่นิ่ง

ขั้นตอนที่ 3 ทำการประมาณค่าแบบจำลองตามสมการ (2.11) ที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลา และทดสอบ unit root โดยใช้ t_μ - statistic ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่าข้อมูล y_t มีลักษณะนิ่งแล้วและเลือกใช้แบบจำลองที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลา แต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่างให้ทำการทดสอบความมีนัยสำคัญทางสถิติของค่าคงที่ โดยมีสมมติฐานว่าง H_0 : $a_0 = \gamma = 0$ โดยใช้ ϕ_1 - statistic ถ้าค่าคงที่ไม่มีนัยสำคัญให้ข้ามไปขั้นตอนที่ 4 อย่างไรก็ตามถ้าค่าคงที่มีนัยสำคัญทางสถิติให้ทำการทดสอบความไม่นิ่งของข้อมูลอีกครั้งโดยใช้ การแจกแจงแบบปกติมาตรฐาน (standardized normal distribution) ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่า ข้อมูล y_t มีลักษณะนิ่งแล้วและเลือกใช้แบบจำลองที่มีทั้งค่าคงที่และแนวโน้มเวลาแต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูล y_t มีลักษณะไม่นิ่ง

ขั้นตอนที่ 4 ทำการประมาณค่าแบบจำลองตามสมการ (2.11) ที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลา และค่าคงที่และทดสอบ unit root โดยใช้ t - statistic ถ้าเกิดการปฏิเสธสมมติฐานว่างแสดงว่า

ข้อมูล y_t มีลักษณะนิ่งแล้วและเลือกใช้แบบจำลองที่ปราศจากค่าแนวโน้มเวลาและค่าคงที่แต่ถ้าเกิดการยอมรับสมมติฐานว่าง แสดงว่าข้อมูล y_t มีลักษณะไม่นิ่ง

รูปที่ 2.1 ขั้นตอนการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม



ที่มา: Enders (1995)

2.1.4 แบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

แบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) ได้มีการศึกษาโดย Grorge Box และ Gwilym Jenkins (1976) แต่ Wold (1938) ได้เป็นผู้ให้พื้นฐานทางทฤษฎีของกระบวนการหรือระบบ ARIMA บนพื้นฐานของ Wold แบบจำลอง ARIMA ได้ถูกพัฒนาขึ้นในสามทิศทาง ซึ่งได้แก่ ขั้นตอบสนองการประมาณค่าและการบ่งชี้ที่มีประสิทธิภาพ (efficient identification and estimation procedures) (สำหรับกระบวนการหรือระบบ AR,MA และ ARMA) การครอบคลุมไปถึงผลลัพธ์ที่ได้รวบรวมเอาอนุกรมเวลาเชิงฤดูกาล (seasonal time series) และ การขยายขอบเขตไปเพื่อรวมเอากระบวนการหรือระบบไม่นิ่ง (nonstationary process (ARIMA)) เข้าไว้ด้วย (ทรงศักดิ์ ศรีบุญจิตต์, 2547)

โดยทั่วไปแล้วข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่มีลักษณะไม่นิ่ง (nonstationary) เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมาจากกระบวนการเชิงสุ่ม (random process) แต่ด้วยทฤษฎีของ AR และ MA หมายถึงข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะนิ่ง (stationary) ดังนั้นเมื่อข้อมูลที่รวบรวมได้มีลักษณะไม่นิ่ง เราจึงต้องทำการหาผลต่าง (differencing)

ความนิ่งและความไม่นิ่ง (Stationarity and Nonstationarity)

เครื่องมือทางด้านสัญลักษณ์ที่มีประโยชน์มากก็คือ backward shift operator, B. หรือ lag operator , L. (ซึ่งบางครั้งเราก็อาจใช้สัญลักษณ์ B หรือ สัญลักษณ์ L สลับกันไปมาได้มีความหมายเหมือนกัน) ซึ่งถูกนำมาใช้ดังนี้

$$BX_t = X_{t-1} \tag{2.12}$$

ซึ่งถ้า B อยู่หน้า X_t จะมีผลต่อการ shift ข้อมูลถอยหลังไปหนึ่งคาบเวลาและถ้าเรามี

$$B(BX_t) = B_2X_t = X_{t-2} \tag{2.13}$$

ซึ่งหมายความว่า X_t ได้ถูก shift ถอยหลังไปสองคาบแล้ว

ผลต่างที่หนึ่ง (first difference)

$$X_t^{'} = X_t - X_{t-1} \tag{2.14}$$

ถ้าเราใช้ backward shift operator จะได้

$$X_t^{'} = X_t - BX_t = (1-B)X_t \tag{2.15}$$

ผลต่างอันดับที่สอง (second – order difference)

$$\begin{aligned} &= X_t^{'} - X_{t-1}^{'} \\ &= (X_t - X_{t-1}^{t}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) \\ X_t^{''} &= X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2)X_t \\ &= (1-B)^2 X_t \end{aligned} \tag{2.16}$$

$(1-B)^2$ คือ ผลต่างอันดับที่สอง (second – order difference)

$1-B^2$ คือ ผลต่างที่สอง (second difference) ซึ่งไม่เหมือนกัน

$(1-B)^d X_t$ คือ ผลตางอันดับที่ d

กระบวนการหรือระบบอัตราถดถอย (autoregressive processes)

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

ARIMA (p,0,0) ซึ่งคือ

$$X_t = \mu^{'} + \beta_1 X_{t-1} + \beta_2 X_{t-2} + \ldots + \beta_p X_{t-p} + \varepsilon_t \tag{2.17}$$

โดย $\mu^{'}$ คือ พจน์คงที่หรือคงตัว (constant term)

β_p คือ พารามิเตอร์อัตถดถอยตัวที่ p

ε_t คือ พจน์ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

กระบวนการหรือระบบเฉลี่ยเคลื่อน (moving average processes)

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

ARIMA (0,0,q)

$$X_t = \mu - \varepsilon_t - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \phi_2 \varepsilon_{t-2} - \ldots - \phi_q \varepsilon_{t-q} \tag{2.18}$$

โดย μ คือ พจน์คงที่หรือคงตัว (constant term)

ϕ_q คือ พารามิเตอร์อัตถดถอยตัวที่ q

ε_{t-q} คือ พจน์ความคลาดเคลื่อน ณ เวลา $t-q$

ดังนั้นการผสมกันระหว่าง AR และ MA ในรูปของกระบวนการ หรือระบบ ARIMA สำหรับข้อมูลที่มีลักษณะนิ่ง (stationary) จะมีรูปแบบเป็น ARIMA(p,0,q) สมมุติให้ AR (1) และ MA(1) สามารถเขียนในรูป ARIMA ได้คือ ARIMA (1,0,1) ดังจะแสดงในสมการต่อไปนี้

$$X_t = \mu' + \theta_t X_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_t \varepsilon_{t-1}$$

หรือ
$$\underbrace{(1-\theta_1 B)}_{\text{AR(1)}} X_t = \mu' + \underbrace{(1-\theta_1 B)}_{\text{MA(1)}} \varepsilon_t$$

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

ARIMA (1,1,1)

$$(1-B)(1-\phi_1 B)X_t = \mu' + (1-\theta_1 B)\varepsilon_t$$

First Difference　AR(1)　MA(1)

หรือ

$$\left[1-(1+\phi_1)B+\phi_1 B^2\right]X_t = \mu' + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1}$$

$$X_t = (1+\phi_1)X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2} + \mu' + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1}$$

2.1.5 แบบจำลอง Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH)

ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาส่วนใหญ่แล้วจะมีการกำหนด Stochastic Variable ให้มีความแปรปรวนคงที่ (homoscadastic) ซึ่งในการประยุกต์ใช้กับบางข้อมูลนั้น ค่าความแปรปรวนของค่าเทอมคลาดเคลื่อนจะไม่ใช่ฟังก์ชั่นของตัวแปรอิสระ แต่มีค่าเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงเวลาขึ้นอยู่กับขนาดของความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในอดีต หรือกล่าวได้ว่าค่าความแปรปรวนของเทอมคลาดเคลื่อนนั้น ขึ้นอยู่กับค่าความผันผวน (volatility) ของความคลาดเคลื่อนในอดีตที่ผ่านมา

ความเป็นไปได้ในการหาค่าเฉลี่ย และความแปรปรวนของอนุกรมเวลาไปพร้อมกันนั้น ในขั้นต้นการพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขจะมีความแม่นยำเหนือกว่าพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขมาก ซึ่งจากแบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA) แสดงได้ดังนี้

$$X_t = a_0 + a_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.19}$$

และต้องพยากรณ์อย่างมีเงื่อนไขของ X_{t+1} ดังนี้คือ

$$E_t X_{t+1} = a_0 + a_1 X_t \tag{2.20}$$

และค่าเฉลี่ยแบบมีเงื่อนไขในการพยากรณ์ X_{t+1} ค่าความคลาดเคลื่อนของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่พยากรณ์ได้ดังนี้

$$E_t\left[\left(X_{t+1} - a_0 - a_1 X_t\right)^2\right] = E_t \varepsilon_{t+1}^2 = \sigma^2 \tag{2.21}$$

ถ้าเปลี่ยนไปใช้การพยากรณ์แบบไม่มีเงื่อนไขแล้ว ผลที่ใช้จะเป็นค่าเฉลี่ยในช่วงระยะยาวของลำดับ $\{X_t\}$ ซึ่งเท่ากับ $\frac{a_0}{(1-a_1)}$ จะได้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขตามสมการ (2.22) คือ

$$E\left\{\left(X_{t+1} - \frac{a_0}{(1-a_1)}\right)^2\right\} = E\left[\left(\varepsilon_{t+1} + a_1\varepsilon_t + a_1^2\varepsilon_{t-1} + a_1^3\varepsilon_{t-2} + \ldots\right)^2\right]$$
$$= \frac{\sigma^2}{\left(1-a_1^2\right)} \tag{2.22}$$

เมื่อ $\frac{1}{\left(1-a_1^2\right)} > 1$ ค่าความแปรปรวนที่ได้จากพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขจะสูงกว่าแบบมีเงื่อนไข ดังนั้นในการพยากรณ์อย่างไม่มีเงื่อนไขจึงมีความเหมาะสมกว่า ในลักษณะเดียวกันถ้าความแปรปรวนของ $\{\varepsilon_t\}$ ไม่เป็นค่าคงที่ จะสามารถประมาณค่าแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงความแปรปรวนได้โดยใช้ ARMA Model อธิบาย โดยให้ $\{\hat{\varepsilon}_t\}$ แทนส่วนที่เหลือ (residuals) ที่ได้จากการประมาณจากสมการ (2.19) ดังนั้นค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ X_{t+1} จะได้ดังสมการ (2.23)

$$Var\left(X_{t+1} \mid \mathrm{X_t}\right) = E\left[\left(X_{t+1} - a_0 - a_1 X_t\right)^2\right]$$
$$= E_t \varepsilon_{t+1}^2 \tag{2.23}$$

และจากที่ให้ $E_t\varepsilon_{t+1}^2$ เท่ากับ σ_{t+1}^2 จึงแสดงว่าค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขไม่ใช่ค่าคงที่และจะได้จากแบบจำลองในการประมาณค่าส่วนที่เหลือออกมาดังสมการ (2.24)

$$\hat{\varepsilon}_1^2 = \alpha_0 + \alpha_1\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \ldots + \alpha_q\hat{\varepsilon}_{t-q}^2 + v_t \tag{2.24}$$

เมื่อ $v_t =$ White Noise Process

ถ้าค่าของ $\alpha_1, \alpha_2, ...\alpha_q$ เท่ากับศูนย์ ค่าความแปรปรวนจากการประมาณจะเท่ากับค่าคงที่ α_0 อีกนัยหนึ่ง คือค่าแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ X_t จะมีการเปลี่ยนแปลงสอดคล้องกับ Autoregression ในสมการ (2.24) ดังนั้นจะสามารถใช้สมการ (2.24) ในการพยากรณ์ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่เวลา t+1 ดังสมการ (2.25)

$$E_t \varepsilon_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_t^2 + \alpha_2 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + ... + \alpha_q \hat{\varepsilon}_{t+1-q}^2 \qquad (2.25)$$

จากเหตุผลที่กล่าวมา สมการ (2.24) เรียกว่า Autoregressive Conditional Heteroscadastic (ARCH) Model และสมการ (2.25) เป็น ARCH (q) สมการ (2.25) ค่า $E_t \varepsilon_{t+1}^2$ หรือ σ_{t+1}^2 จะประกอบด้วย 2 องค์ประกอบ คือค่าคงที่และความผันผวนในคาบเวลาที่ผ่านมา ซึ่งเขียนได้เป็นส่วนเหลือกำลังสองของคาบในอดีต (ARCH term) ส่วนค่าสัมประสิทธิ์ $(\alpha_0, \alpha_1......\alpha_q)$ สามารถหาค่าได้โดยใช้วิธี Maximum Likelihood

2.1.6 แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Bollerslev (1986) ได้ขยายมาจาก ARCH model โดยมีขั้นตอน คือให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากกระบวนการเป็นดังสมการ (2.26)

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t} \qquad (2.26)$$

โดยที่ความแปรปรวนของ $v_t = \sigma_v^2 = 1$ และ

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} \qquad (2.27)$$

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

$$E\varepsilon_t \quad = \quad Ev_t\sqrt{h_t} = 0 \tag{2.28}$$

ประเด็นที่สำคัญ คือความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไข (conditional variance) ของ ε_t ถูกกำหนดโดย

$$E_{t-1}\varepsilon_t^2 \quad = \quad h_t \tag{2.29}$$

ดังนั้นความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขของ ε_t จึงถูกกำหนดโดย h_t ในสมการ (2.29) แบบจำลองนี้จึงถูกเรียกว่า Generalized Autoregressive Conditional Heterosecedasticity ซึ่งใช้ตัวย่อว่า GARCH (p,q) ได้เปิดโอกาสให้มีทั้งส่วนประกอบที่เป็น 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 โดยสรุปว่าถ้า β_t ทุกตัวมีค่าเท่ากับศูนย์แบบจำลอง GARCH ก็คือ ARCH (q) นั่นเอง และเพื่อทำให้ความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขเป็นอันตะ (finite) รากลักษณะเฉพาะ (characteristic roots) ของสมการ (2.29) จะต้องอยู่ในวงกลมหน่วย (unit circle)

เนื่องจากแบบจำลอง GARCH มีลักษณะเป็น ARMA process ACF (autocorrelation function) และ PACF (partial autocorrelation function) ของส่วนตกค้างหรือส่วนที่เหลือจะเป็นเครื่องชี้เกี่ยวกับ White-Noise Process อย่างไรก็ตาม ACF ของส่วนที่เหลือหรือส่วนตกค้างกำลังสอง (squared residuals) สามารถช่วยระบุถึง order ของ GARCH process ได้

เนื่องจาก $E_{t-1}\varepsilon_t = \sqrt{h_t}$ สามารถเขียนสมการ (2.29) ได้ดังนี้

$$E_{t-1}\varepsilon_t^2 \; = \; \alpha_0 + \sum_{i-1}^{q}\alpha_i\varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i-1}^{p}\beta_i h_{t-i} \tag{2.30}$$

จะเห็นได้ว่าสมการ (3.30) มีลักษณะคล้ายกับ ARMA (q,p) ใน $\{\varepsilon_t^{\,2}\}$ sequence มาก ถ้า Heteroscedasticity แบบมีเงื่อนไขมีอยู่จริง แผนภาพสหสัมพันธ์ (correlogram) จะเป็นตัวบ่งบอกกระบวนการ ดังกล่าว

2.1.7 แบบจำลอง GARCH-in-mean (GARCH-M)

จากแบบจำลอง GARCH (p,q) ความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของข้อมูลอนุกรมเวลา ขึ้นอยู่กับส่วนเหลือของกระบวนการนี้ (Bollerslev, 1986)

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

ความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของข้อมูลอนุกรมเวลา ขึ้นอยู่กับส่วนเหลือกำลังสองของกระบวนการนี้ (Engle; Lilien and Robins, 1987) ขยายแนวคิดนี้โดยให้ค่าเฉลี่ยอย่างมีเงื่อนไขเป็นฟังก์ชั่นของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขโดยรู้จักกันในชื่อ GARCH-M หรือ GARCH-in-mean ผลตอบแทนจากหลักทรัพย์สามารถแสดงได้ดังสมการ (2.31) ถึง (2.33)

$$X_t = \mu_t + \delta_1 h_t^{1/2} + \varepsilon_t \tag{2.31}$$

$$\varepsilon_t / \psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \tag{2.32}$$

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \tag{2.33}$$

เมื่อ X_t คือ ผลตอบแทนจากหลักทรัพย์

μ_t คือ ค่าเฉลี่ย X_t อย่างมีเงื่อนไขต่อข้อมูลในอดีต (ψ_{t-1}) และตามสมการข้อจำกัด $\omega > 0, \alpha_i > 0$ แล $\beta_i \geq 0$ เพื่อให้แน่ใจว่าค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข (h_t) นั้นเป็นบวก

$h_t^{1/2}$ ในสมการ (2.31) นั้น เพื่อใช้แสดงความสัมพันธ์โดยตรงถึง Trade Off ระหว่างความเสี่ยงและผลตอบแทนที่คาดหวัง

อิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญของความผันผวน ในผลตอบแทนจากหลักทรัพย์ถูกจับวัดได้ด้วยสัมประสิทธิ์ $h_t^{1/2}$ (δ_1) ในสมการ ซึ่งแสดงแทนดัชนีของความสัมพันธ์ของการหลีกเลี่ยงความเสี่ยงค่าสัมประสิทธิ์ (δ_1) ที่เป็นบวกอย่างมีนัยสำคัญบอกถึงผู้ลงทุนในหลักทรัพย์เมื่อเผชิญกับระดับความเสี่ยงที่สูงขึ้นก็ต้องการค่าชดเชยความเสี่ยงที่มากขึ้นตามไปด้วย

2.1.8 แบบจำลอง Exponential GARCH (EGARCH)

แบบจำลอง GARCH ต่างๆ นอกจากใช้ได้อย่างประสบผลสำเร็จ แต่ก็มีข้อเสียอยู่สองประการในการประยุกต์ใช้กับการตั้งหรือคำนวณค่าทรัพย์สินประเภททุน ประการแรก คือ ในกระบวนการ GARCH แบบสมมาตรนั้น ถ้ามีความผิดปกติ หรือ Shock เกิดขึ้นไม่ว่าในทางบวกหรือทางลบ แต่อยู่ในระดับหรือขนาดเดียวกัน ซึ่งให้ระดับความไม่แน่นอนที่เท่ากันแล้ว ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขก็จะเพิ่มขึ้นในทางบวกหรือทางลบอย่างมากจนน่าตกใจ (Engle and Bollerslev, 1986) อย่างไรก็ตาม Black (1976) ได้พบความสัมพันธ์ที่เป็นลบหรือตรงกันข้ามกันระหว่างผลตอบแทนในปัจจุบันกับความไม่แน่นอนที่เกิดจากความอ่อนไหว (volatility) ในอนาคต เช่น ความไม่แน่นอนมักจะสูง เมื่อมีข่าวร้ายและลดลงเมื่อมีข่าวดี (Nelson, Daniel B, 1991) ลักษณะความไม่สมมาตรของความแปรปรวนแบบมีเงื่อนไขนี้ ผู้เขียนงานวิชาการหลายคนเรียกว่า leverage effect คือ อิทธิพลจากค่ายกกำลัง ซึ่งแบบจำลอง GARCH แบบเส้นตรงไม่สามารถอธิบายรูปแบบนี้ให้เห็นได้ เพราะค่าบวกหรือลบของผลตอบแทนในอดีตจะไม่มีส่วนมากำหนดความไม่แน่นอนที่อ่อนไหวในอนาคต กล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือ เฉพาะขนาดของค่าความคลาดเคลื่อนจากประมาณการถดถอยโดยมีการทอดระยะเวลา (lagged residuals) เท่านั้นที่มีส่วนกำหนดค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข แต่ความเป็นบวกหรือลบของค่าความคลาดเคลื่อนไม่มีส่วนเกี่ยวข้อง (Nelson, Daniel B, 1991) ซึ่งข้อจำกัดนี้เป็นจุดสำคัญประการแรกที่ก่อให้มีการพัฒนามาเป็นแบบจำลอง EGARCH

ประการที่สอง แบบจำลอง GARCH ต่างๆ กำหนดให้ตัวแปร (parameter) ต่างๆ ต้องไม่เป็นค่าลบ เพื่อบังคับให้ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขมีค่าเป็นบวกเสมอ อย่างไรก็ตาม ข้อกำหนดบังคับนี้มักถูกฝ่าฝืนจากค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้มาจากการคำนวณ

Nelson (1991) ระบุว่าแบบจำลอง EGARCH สามารถตอบเงื่อนไขข้อจำกัดทั้งสองประการของแบบจำลอง GARCH ประการแรก ความไม่แน่นอนที่อ่อนไหวในแบบจำลอง EGARCH ไม่เพียงขึ้นอยู่กับขนาดของความผิดปกติ หรือ Shock ในผลตอบแทน (return) ในอดีต แต่ยังขึ้นอยู่กับว่าความผิดปกตินั้นที่มีค่าเป็นบวกหรือลบด้วย ประการที่สอง การที่ Nelson ใช้ log ค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข ทำให้ค่าความแปรปรวนนั้นมีค่าเป็นบวกเสมอ ไม่ว่าตัวแปรที่นำมาใช้จะมีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวกหรือลบก็ตาม ดังนั้นจึงไม่จำเป็นต้องระบุข้อจำกัดเกี่ยวกับตัวสัมประสิทธิ์อย่างแบบแบบจำลอง GARCH

Nelson (1991) นำเสนอแบบจำลอง EGARCH หรือ Exponential GARCH model ที่มีค่ายกกำลังสูง (exponential) เพื่อแก้ไขข้อจำกัดที่ปรากฏในแบบจำลอง GARCH (1,1) ให้ความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขมีค่าดังสมการ (2.34)

$$\log\left(\sigma_t^2\right) = \omega + \beta \log\left(\sigma_{t-1}^2\right) + \alpha \left|\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \tag{2.34}$$

ด้านซ้ายมือของสมการ คือ ค่า log ของค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข ซึ่งหมายความว่า อิทธิพลจากค่ายกกำลัง (leverage effect) เป็นค่าเลขยกกำลังสูง (exponential) แทนที่จะเป็นค่ายกกำลังสอง (quadratic) ดังนั้นการทำนายค่าความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไข จะได้ค่าที่ไม่เป็นลบเสมอ

ข้อแตกต่าง EGARCH model ระหว่างโปรแกรม Eviews กับโมเดลเดิมของ Nelson มีอยู่ 2 ข้อคือ ข้อแรก Nelson ได้ตั้งสมมติฐานว่า error มีการแจกแจงแบบ general distribution ส่วน Eview ได้ตั้งสมมติฐานว่า error มีการแจกแจงแบบ normal distribution ข้อที่สอง ค่า log ของความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของ Nelson แตกต่างกับของ Eview เล็กน้อยดังสมการ (2.35)

$$\log\left(\sigma_t^2\right) = \omega + \beta \log\left(\sigma_{t-1}^2\right) + \alpha \left(\left|\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}}\right) + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \tag{2.35}$$

การประมาณค่าสมการภายใต้สมมติฐานที่ error มีการแจกแจงแบบปกติจะให้ค่าที่เหมือนกันยกเว้นค่า intercept term ω ที่แตกต่างกันเท่ากับ $\alpha\sqrt{\frac{2}{\pi}}$

และการประมาณค่า EGARCH Model โดยโปรแกรม Eviews ได้ดังสมการที่ (2.36)

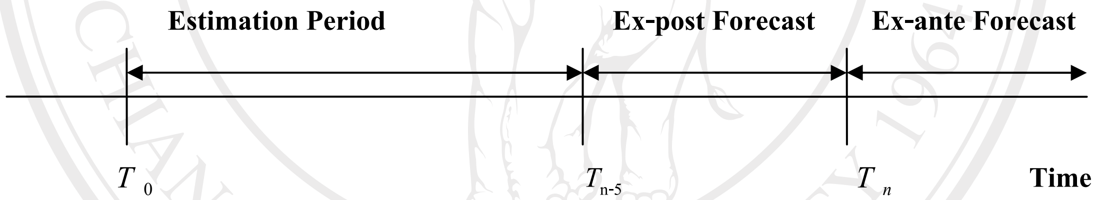
$$\log\left(\sigma_t^2\right) = \omega + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \log\left(\sigma_{t-1}^2\right) + \sum_{i=1}^{q}\left(\alpha_i \left|\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right) \tag{2.36}$$

2.1.9 การพยากรณ์ (Forecasting)

การศึกษานี้ได้แบ่งการพยากรณ์ออกเป็น 3 ช่วงคือ Historical Forecast Ex-post Forecast และ Ex-ante Forecast โดย Historical Forecast คือ การพยากรณ์ข้อมูลในอดีตจนถึงช่วงเวลาที่

พิจารณา และเนื่องจากการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้านั้นจะทำให้เกิดข้อจำกัดที่ว่าความแม่นยำของข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์นั้น มีความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด และแบบจำลองอารีมา เหมาะสำหรับการพยากรณ์ในระยะสั้น ดังนั้นเพื่อที่จะทราบว่าแบบจำลองที่ประมาณขึ้นมานั้น สามารถที่จะพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำเพียงใด จึงได้ใช้การพยากรณ์แบบ Ex-post Forecast กล่าวคือ เป็นการพยากรณ์ข้อมูล ณ ช่วงเวลาที่มีข้อมูลจริงเกิดขึ้นแล้ว ยกตัวอย่างเช่น จะลดจำนวนค่าสังเกตการของอนุกรมเวลาลงจากข้อมูลที่มีทั้งหมด n ข้อมูล เหลือ n-5 ข้อมูล แล้วทำการถดถอยข้อมูลใหม่เพื่อดูค่า RMSE (Root Mean Squared Error) และทำการพยากรณ์ล่วงหน้า (ex-post forecast) จำนวน 5 ข้อมูล เพื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงที่มีอยู่ และก็จะได้ค่า RMSE แล้วใช้ค่าสถิติดังกล่าวประกอบการพิจารณาเลือกแบบจำลองที่มีความเหมาะสม เมื่อได้แบบจำลองที่เหมาะสมภายหลังจากการวิเคราะห์ความถูกต้องแล้วก็สามารถนำแบบจำลองดังกล่าวใช้ในการพยากรณ์

รูปที่ 2.2 แสดงช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์



ที่มา: Pindyck and Robinfeld (1998)

ภายหลังจากที่เลือกแบบจำลองที่ใช้เป็นตัวแทนอนุกรมเวลาข้อมูลได้แล้ว จะทำการพยากรณ์ล่วงหน้า (ex-ante forecast) กล่าวคือเป็นการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ยังไม่มีข้อมูลจริงเกิดขึ้นต่อไป

2.1.10 การตรวจสอบรูปแบบ (Diagnostic Checking)

การสร้างสมการพร้อมทั้งประมาณค่าพารามิเตอร์นั้น จะต้องทำการตรวจสอบรูปแบบว่าสมการพยากรณ์ที่ได้มามีความเหมาะสมหรือไม่ และรูปแบบใดของสมการที่ดีที่สุด โดยใช้การทดสอบต่างๆ ดังนี้

(1) การทดสอบ Box-Price 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 $H_1 : \rho_1(\hat{a}_t) \neq \rho_2(\hat{a}_t) \neq .... \neq \rho_k(\hat{a}_t) \neq 0$

คำนวณตามสมการที่ (2.30) คือ

$$\text{Q-stat} = T\,(T+2) \sum (r_j^2 / T-j) \qquad (2.37)$$

เมื่อ r_j^2 คือสหสัมพันธ์ในตัวลำดับที่ j โดยที่ j = 1,…,k

T คือจำนวนของค่าสังเกต (observations)

ภายใต้คือส่วนเหลือจากการประมาณด้วยแบบจำลอง ARIMA ค่า Q-statistic มีการแจกแจงแบบไคสแควร์ (X^2) ด้วยระดับความเป็นอิสระ (degree of freedom) เท่ากับจำนวนของสหสัมพันธ์ในตัวเอง ลบด้วยจำนวนของพารามิเตอร์ Autoregressive (AR) และ Moving Average (MA) ที่ได้มาจากการประมาณหรือ k-m

และจะยอมรับสมมติฐานหลักคือ Q-stat $\leq X^2_{a,k-m}$ คือส่วนเหลือเป็นอิสระต่อกันที่ความล่า k และถ้าปฏิเสธสมมติฐานหลักเมื่อ Q-stat $> X^2_{a,k-m}$ คือเกิดสหสัมพันธ์ในตัวเอง อย่างน้อยหนึ่งค่าในส่วนเหลือที่ไม่เท่ากับศูนย์

(2) **เกณฑ์การเลือกของรูปแบบของแบบจำลองที่ดีที่สุด (Information Criteria)**

ในการหารูปแบบของจำลอง เมื่อได้รูปแบบของจำลองที่เหมาะสมหลายรูปแบบ จึงต้องมีแนวทางในการเลือกรูปแบบของจำลองที่ดีที่สุด โดยการพิจารณาค่า Akaike Information Criterion (AIC) และ Schwartz Criterion (SC) รูปแบบที่ให้ค่า AIC และ SC น้อยที่สุดจะเป็นรูปแบบที่ดีที่สุด (ภัทร์ ตั้งตระกูล, 2546)

Akaike Information Criterion (AIC) $= -2\ell|\eta + 2k|\eta$ (2.38)

Schwartz Criterion (SC) $= -2\ell/\eta + k\log\eta/\eta$ (2.39)

โดยที่ k เป็นจำนวนของพารามิเตอร์ที่ทำการประมาณค่า

η เป็นจำนวนของค่าสังเกต

ℓ เป็นค่าของ Log Likelihood Fumction ที่ใช้พารามิเตอร์ที่ถูกประเมินค่า k ตัว

AIC คือค่าสถิติประยุกต์ที่คล้ายกับ Adjusted R^2 แต่ใช้รูปแบบการใส่ค่าลอกกาลิทึมฐานธรรม (natural logarithm) หากค่า AIC นี้มีค่าน้อยเพียงใด สามารถอธิบายได้ว่าแบบจำลองที่ประมาณได้นั้นสามารถเป็นตัวแทนข้อมูลจริงได้ดีเพียงนั้น และค่า AIC นี้ยังเป็นค่าสถิติที่เหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการหาค่าย้อนหลัง (lag length) ที่เหมาะสมได้อีกด้วย (Gujarati, 2003)

2.1.11 การทดสอบความแม่นยำของผลการพยากรณ์ที่ได้

ในการศึกษาครั้งนี้จะทำการประเมินผลด้วย RMSE (Root Mean Square Error) ซึ่งมีสูตรการคำนวณตามลำดับ ดังนี้

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

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(Y_t^s - Y_t^a)^2} \tag{2.40}$$

โดยกำหนด Y_t^s คือ ค่าประมาณจากแบบจำลอง

Y_t^a คือ ค่าที่แท้จริง

T คือ จำนวนคาบเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

2.2 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

สรุปผลงานการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ความผันผวนของผลตอบแทนในหลักทรัพย์เป็นประเด็นที่ได้รับความสนใจจากผู้ที่เกี่ยวข้องไม่ว่าจะเป็นนักวิชาการ เจ้าหน้าที่ผู้ควบคุม นักลงทุนและนักวิเคราะห์หลักทรัพย์ ทั้งนี้เนื่องจากความผันผวนผลตอบแทนใน

หลักทรัพย์เป็นดัชนีที่ชี้ให้เห็นถึงความเสี่ยงในการลงทุน ในประเทศไทยการศึกษาดังกล่าวยังมีค่อนข้างน้อย งานวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์ความผันผวนของผลตอบแทนในหลักทรัพย์สรุปได้โดยแบ่งการศึกษาออกเป็น 2 ส่วน คืองานวิจัยในประเทศ และงานวิจัยต่างประเทศ มีสาระสำคัญดังนี้

1. งานวิจัยในประเทศ

พิชานัน อรัณยะนาค (2545) ทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจและความผันผวนของอัตราผลตอบแทนในตลาดหลักทรัพย์ในช่วงวิกฤตเศรษฐกิจของเอเชียตะวันออกโดยวิธีการ อะซิมเมตริกการ์ช โดยทำการทดสอบว่าวิกฤตการณ์ทางการเงินที่เกิดขึ้นในเอเชียตะวันออก สามารถอธิบายได้ด้วยปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจที่บังเอิญเกิดขึ้นพร้อมๆกันในแต่ละประเทศหรือไม่ โดยปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจมีความสัมพันธ์กับความผันผวนของอัตราผลตอบแทนในตลาดหลักทรัพย์อย่างมีนัยสำคัญ จะสรุปได้โดยนัยว่าวิกฤตการณ์ทางการเงินเป็นผลมาจากความอ่อนแอของปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจ จากผลการศึกษาพบว่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทนในตลาดหลักทรัพย์ของประเทศไทย เกาหลี มาเลเซีย และฟิลิปปินส์ ที่สูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ สามารถอธิบายได้ด้วยความอ่อนแอของปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจ ขณะที่ประเทศญี่ปุ่น สิงคโปร์ และฮ่องกง ไม่สามารถอธิบายได้ด้วยความอ่อนแอของปัจจัยพื้นฐานทางเศรษฐกิจ นอกจากนี้ยังสรุปได้ว่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทนในตลาดหลักทรัพย์ของประเทศไทย เกาหลี มาเลเซีย และฟิลิปปินส์ สูงกว่าของประเทศญี่ปุ่น สิงคโปร์ และฮ่องกง

ภัทร์ ตั้งตระกูล (2545) ทำการศึกษาการวิเคราะห์ทางด้านเทคนิคด้วยแบบจำลองการ์ชเอ็มในหลักทรัพย์กลุ่มวัสดุก่อสร้างและตกแต่ง มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เป็นแนวทางหนึ่งในการวิเคราะห์ทางด้านเทคนิคประกอบการตัดสินใจในการลงทุนในหลักทรัพย์ โดยมีสมมติฐานที่ว่า (1) ผลตอบแทนจากหลักทรัพย์ขึ้นอยู่กับราคาหลักทรัพย์ในช่วงเวลาที่ที่ผ่านมาและความเสี่ยงของหลักทรัพย์เอง (2) ค่าความแปรปรวนในข้อมูลอนุกรมเวลาของหลักทรัพย์มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลาในการศึกษาได้ใช้หลักทรัพย์ของ บริษัท ปูนซีเมนต์ไทย จำกัด (มหาชน) หรือ SCC บริษัท วนชัยกรุ๊ป จำกัด (มหาชน) หรือ VNG บริษัท สหวิริยาสติลอินดัสตรี จำกัด (มหาชน) หรือ SSI บริษัท ไทยผลิตภัณฑ์ยิปซั่ม จำกัด (มหาชน) หรือ TGP และบริษัท ที พีไอโพลีน จำกัด (มหาชน) หรือ TPIPL เป็นตัวแทนของหลักทรัพย์กลุ่มวัสดุก่อสร้างและตกแต่งโดยใช้ข้อมูลราคาปิดของหลักทรัพย์รายสัปดาห์ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2540 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2546 รวมทั้งสิ้น 276 สัปดาห์

ในการศึกษาได้แบ่งการศึกษาออกเป็นสองส่วนในส่วนแรกทำการศึกษาความสัมพันธ์ของการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ในปัจจุบันกับราคาปิดของหลักทรัพย์ในอดีตและความเสี่ยงซึ่งแทนด้วยความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขของหลักทรัพย์ด้วยแบบจำลอง ARIMA with GARCH-M ซึ่งผลการศึกษาพบว่าในทุกหลักทรัพย์นั้นราคาปิดในปัจจุบันขึ้นอยู่กับราคาปิดและค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตอย่างมีนัยสำคัญแต่มีเฉพาะหลักทรัพย์ SCC เท่านั้นที่ราคาปิดในปัจจุบันขึ้นอยู่กับความเสี่ยงอย่างมีนัยสำคัญ และในข้อมูลหลักทรัพย์ทุกตัวยังปรากฏเทอม ARCH และ GARCH แสดงถึงความแปรปรวนอย่างมีเงื่อนไขที่เกิดขึ้นในทุกข้อมูลหลักทรัพย์

ส่วนที่สองเป็นการประยุกต์แบบจำลอง ARIMA with GARCH-M ในการวิเคราะห์หลักทรัพย์ทางด้านเทคนิค ในการศึกษานี้ได้ทำการสร้างสัญญาณซื้อและขายหลักทรัพย์ด้วยช่วงความเชื่อมั่น ±1.0 standard deviation จากแบบจำลอง ARIMA with GARCH-M และเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ในการวิเคราะห์ทางด้านเทคนิคของช่วงความเชื่อมั่นที่ได้กับดัชนีกำลังสัมพัทธ์ (RSI) โดยจำลองสถานการณ์ซื้อขายหลักทรัพย์ขึ้นจากสัญญาณซื้อขายที่ได้ ผลการศึกษาพบว่าสัญญาณซื้อขายที่ได้จากสองวิธีให้ผลที่สอดคล้องกันแต่ช่วงความเชื่อมั่นจากแบบจำลองจะให้สัญญาณซื้อขายและขายถี่กว่าดัชนีกำลังสัมพัทธ์ ในทุกหลักทรัพย์ช่วงความเชื่อมั่นจากแบบจำลอง ARIMA with GARCH-M และดัชนีกำลังสัมพัทธ์ให้ผลตอบแทนจากการซื้อขายหลักทรัพย์ที่เป็นบวก แต่เมื่อเปรียบเทียบถึงอัตราผลตอบแทนต่อการลงทุนแล้ว ดัชนีกำลังสัมพัทธ์จะให้ค่าสูงกว่าช่วงความเชื่อมั่นซึ่งจะเหมาะสมกับนักลงทุนระยะยาว

ปฎูล ป่านทอง (2548) ได้ทำการศึกษาการประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนของหลักทรัพย์ด้วยวิธีการ์ชเพื่อใช้ประมาณราคาความใบสำคัญแสดงสิทธิด้วยแบบจำลองแบล็คและโชลส์ การศึกษานี้ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายสัปดาห์ตั้งแต่ มกราคม 2545 ถึง มีนาคม 2548 ของหลักทรัพย์ธนาคารกรุงศรีอยุธยาจำกัด (มหาชน) หรือ BAY บริษัทปิกนิกแก๊ส แอนด์เอ็นจิเนียริ่ง จำกัด (มหาชน) หรือ PICNI บริษัทชินคอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน) หรือ SHIN บริษัทจัสมิน อินเตอร์เนชั่นแนล จำกัด (มหาชน) หรือ JAS และ บริษัทเจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน) หรือ CPF

ผลการศึกษาพบว่าข้อมูลผลตอบแทนของหลักทรัพย์ทั้ง 5 ตัวมีลักษณะนิ่งที่ I(0) และ การประมาณค่าความผันผวนจากผลตอบแทนของหลักทรัพย์ทั้ง 5 ตัวโดยวิธี GARCH และแบบจำลองอารีมา พบว่าการประมาณค่าใบสำคัญแสดงสิทธิของธนาคารกรุงศรีอยุธยาจำกัด (มหาชน)โดยวิธี GARCH (1,1) มีความคลาดเคลื่อนร้อยละ 69.12 การประมาณค่าใบสำคัญแสดงสิทธิของบริษัทปิกนิกแก๊ส แอนด์เอ็นจิเนียริ่งจำกัด (มหาชน) โดยใช้แบบจำลองอารีมา (0,0,1) มีความคลาดเคลื่อน

ร้อยละ 37.2 การประมาณค่าใบสำคัญแสดงสิทธิของบริษัทชินคอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน) โดยใช้แบบจำลองอารีมา (1,0,1) มีความคลาดเคลื่อนร้อยละ 9.5 การประมาณค่าใบสำคัญแสดงสิทธิของบริษัทบริษัทจัสมิน อินเตอร์เนชั่นแนล จำกัด (มหาชน) โดยใช้แบบจำลองอารีมา (2,0,2) มีความคลาดเคลื่อนร้อยละ 7.14 การประมาณค่าใบสำคัญแสดงสิทธิของบริษัทเจริญโภคภัณฑ์อาหาร จำกัด (มหาชน) โดยใช้แบบจำลองอารีมา (2,0,2) มีความคลาดเคลื่อนร้อยละ 13.69

ทำการศึกษาการประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนของหลักทรัพย์เพื่อใช้ประมาณราคาความใบสำคัญแสดงสิทธิด้วยวิธีการ์ชและการประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนของหลักทรัพย์เพื่อใช้ประมาณราคาความใบสำคัญแสดงสิทธิด้วยแบบจำลองแบล็คและโชลส์ดั้งเดิม ในครั้งนี้พบว่า การประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนของหลักทรัพย์เพื่อใช้ประมาณราคาความใบสำคัญแสดงสิทธิด้วยวิธีการ์ชมีประสิทธิภาพในการประเมินราคาใบสำคัญแสดงสิทธิด้อยด้อยกว่าการประเมินค่าความผันผวนของผลตอบแทนหลักทรัพย์โยแบบจำลองแบล็คและโชลส์ดั้งเดิมสำหรับประเมินค่าราคาใบสำคัญแสดงสิทธิ

ปิยนุช เรืองขจร (2550) การศึกษานี้ มีวัตถุประสงค์เพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมเพื่อประมาณค่าความผันผวนของผลตอบแทนของราคาน้ำมันดิบ ถ่านหิน และก๊าซธรรมชาติ โดย 2546 ถึง เดือนกุมภาพันธ์ 2550 จำนวน 1,040 ข้อมูล ข้อมูลราคาปิดของราคาถ่านหินของตลาด ประเทศสหรัฐอเมริกา ตั้งแต่เดือนสิงหาคม 2546 ถึง เดือนกุมภาพันธ์ 2550 จำนวน 876 ข้อมูล วิธี อารีมาอีการ์ช อารีการ์ชเอ็ม และอารีมาการ์ช ซึ่งใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดรายวันของราคาน้ำมันดิบเบรนท์ในตลาดซื้อขายล่วงหน้า NYMEX ของประเทศสหรัฐอเมริกา ตั้งแต่เดือน มกราคม และข้อมูลราคาปิดรายวันของตลาดประเทศสหรัฐอเมริกา ตั้งแต่เดือนสิงหาคม 2546 ถึงเดือน กุมภาพันธ์ 2550 จำนวน 881 ข้อมูล

ผลการทดสอบ unit root โดยวิธี Augmented Dickey-Fuller test (ADF test) พบว่าข้อมูลผลตอบแทนของราคาพลังงานทั้ง 3 ชนิดมีลักษณะนิ่งที่ระดับ Level (I(0)) จากการพิจารณาผลคอเรลโลแกรม ได้ทำการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมเพียงรูปแบบเดียวสำหรับผลตอบแทนราคาพลังงานแต่ละชนิดโดยใช้ แบบจำลองอารีมาอีการ์ช อารีมาการ์ชเอ็มและ อารีมาการ์ช และเมื่อทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทั้งหมดพบว่า มีลักษณะเป็น white noise ณ ระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ 0.05

ผลการพยากรณ์ผลตอบแทนของราคาพลังงานแต่ละชนิดในช่วง historical forecast และ ex-post forecast พบว่าแบบจำลองที่ให้ค่า root mean square error ต่ำที่สุดสำหรับ ผลตอบแทนของราคาน้ำมันดิบ ถ่านหิน และก๊าซธรรมชาติคือ แบบจำลอง AR(1) AR(9) MA(1) MA(9) MA(14)

และ E-GARCH(1,2), แบบจำลองAR(1) AR(10) MA(1) MA(10) และ GARCH(1,1) และแบบจำลอง AR(2) AR(10) MA(2) MA(10) และ GARCH(1,1) ตามลำดับ ดังนั้นแบบจำลองดังกล่าวจึงมีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ผลตอบแทนล่วงหน้าในอนาคตของพลังงานแต่ละชนิดและสามารถประมาณค่าความแปรปรวนของผลตอบแทนของราคาน้ำมันดิบใน 5 ช่วงเวลาต่อมาระหว่างวันที่ 13 ถึง 19 กุมภาพันธ์ 2550 เท่ากับ 0.000736 0.000496 0.000594 0.000459 และ 0.000502 ตามลำดับ ขณะเดียวกันสามารถประมาณค่าความแปรปรวนของผลตอบแทนราคาถ่านหินใน 5 ช่วงเวลาต่อมาระหว่างวันที่ 2 ถึง 8 กุมภาพันธ์ 2550 ได้เท่ากับ 0.000288 เท่ากันทุกช่วงเวลา และสามารถประมาณค่าความแปรปรวนของผลตอบแทนราคาก๊าซธรรมชาติใน 5 ช่วงเวลาต่อมาระหว่างวันที่ 9 ถึง 15 กุมภาพันธ์ 2550 เท่ากับ 0.003531 0.003164 0.002839 0.002550 และ 0.002293 ตามลำดับ

การศึกษาการประมาณค่าความผันผวนของราคาพลังงานนี้จึงสรุปได้ว่าแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์ ผลตอบแทนของราคาพลังงานแต่ละชนิดนั้น เป็นแบบจำลองที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับลักษณะการเคลื่อนไหวของราคาพลังงานแต่ละชนิด ซึ่งช่วยให้นักลงทุนมีความเข้าใจเกี่ยวกับลักษณะความผันผวนของราคาพลังงานซึ่งจะนำไปสู่ความสามารถในการวางแผนการลงทุนให้เหมาะสมกับเป้าหมายการลงทุนของนักลงทุนแต่ละคนต่อไป

2. งานวิจัยต่างประเทศ

Merville and Pieptea (1989) ได้ทำการทดสอบ Autocorrelatio ของระดับความผันผวน (volatility in stock return) ในอัตราผลตอบแทน และ Autocorrelatio ของอัตราการเปลี่ยนแปลงของระดับความผันผวนในอัตราผลตอบแทน(volatility change in stock return) ของหลักทรัพย์จำนวน 25 หลักทรัพย์ในตลาดหุ้นนิวยอร์กในระหว่างปี 1975 ถึง 1985 โดยให้ค่าความล่ามีค่าเท่ากับ 1 ถึง 8 สัปดาห์ ผลการทดสอบพบว่าความผันผวนของอัตราผลตอบแทน และอัตราการเลี่ยนแปลงในความผันผวนของอัตราผลตอบแทนในปัจจุบันมีความสัมพันธ์กับความผันผวนในอดีตทั้งสองกรณี โดยลักษณะความสัมพันธ์เป็นแบบถดถอยตามกาลเวลา

Jones and Wilson (1989) ได้ทำการวัดค่าระดับความผันผวนของาคาหลักทรัพย์ในปัจจุบันเทียบกับอดีต โดยทำการศึกษาระหว่างปี ค.ศ.1885-1989 โดยใช้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานในอัตราการเปลี่ยนแปลงของดัชนีดาวโจนส์ เป็นตัวแทนในการศึกษา ผลการศึกษาพบว่า ระดับความผันผวนรายเดือนของราคาหลักทรัพย์ตลอดตลอดช่วงเวลาที่ศึกษามีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.8406 และแสดงให้เห็นว่าความผันผวนของราคาหลักทรัพย์ในช่วงระหว่าง ค.ศ.1929-1938 มีค่าสูงที่สุด

และในช่วงเดือนตุลาคมและเดือนพฤศจิกายน 1987 ระดับความผันผวนสูงรองลงมา อย่างไรก็ตาม ผลการทดสอบชี้ให้เห็นว่าแม้ระดับความผันผวนตั้งแต่ปี ค.ศ.1980 จะเพิ่มขึ้นแต่ไม่มีความแตกต่างจากในอดีตอย่างมีนัยสำคัญ

ช่วงเวลา	ค่าเฉลี่ยของ Standard deviation
1885-1989	0.8406
1885-1889	0.6882
1890-1899	0.8373
1900-1909	0.7589
1910-1919	0.6988
1920-1929	0.8494
1930-1939	1.6973
1940-1949	0.7819
1950-1959	0.6313
1960-1969	0.5319
1970-1979	0.7648
1980-1989	0.9250

Goyal (2000) ทำการศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์ความผันผวนของผลตอบแทนจากหลักทรัพย์จากแบบจำลอง GARCH เพื่อดูว่าประสิทธิภาพที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง GARCH แบบต่าง ๆ มีความสามารถในการส่งผ่านความผันผวนจากข้อมูลผลตอบแทนรายวันและยังทำการทดสอบแบบ out-of-sample ของแบบจำลอง GARCH เทียบกับแบบจำลอง simple ARMA ถึงความสามารถในการพยากรณ์ของทั้งสองแบบจำลอง ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง GARCH นั้นไม่สามารถที่จะจับความหลากหลายของความผันผวนทั้งหมดได้ การประมาณความผันผวนด้วยวิธีถดถอยจากแบบจำลอง GARCH ส่วนใหญ่จะตกอยู่ในช่วงความเชื่อมั่นของกลุ่มตัวแทนของความผันผวนที่เกิดขึ้นจริง ความน่าสนใจของผลการศึกษาที่ได้อย่างหนึ่ง คือการแก้ไขปัญหาของสหสัมพันธ์ระหว่างผลตอบแทนและความผันผวนนั้น จะพบเสมอว่าไม่เกิดนัยสำคัญเชิงบวกซึ่งขัดแย้งกับแบบจำลองของ Merton ที่ได้พยากรณ์ว่าเกิดสหสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างความผันผวนที่คาดไว้และผลตอบแทนจากหลักทรัพย์และได้ยืนยันถึงสหสัมพันธ์เชิงลบระหว่างความผันผวนที่ไม่ได้คาดไว้กับผลตอบแทนของสินทรัพย์ ผลสรุปสุดท้ายการทดสอบกับกลุ่มตัวอย่างแบบ

out-of-sample ได้บ่งบอกว่าแบบจำลอง ARMA ในการวัดความผันผวนนี้มีลักษณะที่ดีกว่าแบบจำลอง GARCH แม้ว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติก็ตาม

Najand (2002) ทำการศึกษาความสามารถของแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ต่าง ๆ ในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาซื้อขายล่วงหน้าของหลักทรัพย์ S&P 500 โดยใช้ราคาปิดของหลักทรัพย์ระหว่างเดือนมกราคม 1983 ถึงธันวาคม 1996 โดยเป็นการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ระหว่าง linear model ซึ่งประกอบด้วย(1) a random walk model (2) an autoregressive model (3) a moving average model (4) an exponential smoothing model และ(5) a double exponential smoothing model และ nonlinear model ซึ่งประกอบด้วย GARCH-M(1,1) EGARCH(1,1) และ ESTAR Model (exponential smooth transition autoregressive model) โดยใช้ RMSE (root mean squared error) และ MAPE(mean absolute percentage error) เป็นเกณฑ์ในการตัดสินความแม่นยำในการพยากรณ์ ผลการศึกษาพบว่า Linear Model ที่มีค่า RMSE และMAPE น้อยที่สุดหรือมีความแม่นยำในการพยากรณ์ความผันผวนดีที่สุดคือ autoregressive model ขณะที่ nonlinear model ที่ดีที่สุดเรียงตามลำดับคือ EGARCH GARCH-M และ ESTAR Model