บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาในครั้งนี้ได้รวบรวมแนวคิดทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งได้จากการค้นคว้าข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ เพื่อนำมาใช้เป็นแนวทางในการศึกษาได้ดังนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้น โดยข้อมูลอนุกรมเวลาอาจเก็บเป็นรายเดือน, รายวัน, รายไตรมาส หรือรายปี ขึ้นอยู่กับประโยชน์ที่จะนำไปใช้ โดยลักษณะการเปลี่ยนแปลงตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นอาจมีหรือไม่มีรูปแบบก็ได้ ซึ่งหากข้อมูลอนุกรมเวลาแสดงให้เห็นถึงรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาที่ผ่านมาในอดีต ก็จะสามารถนำมาคาดการณ์ถึงลักษณะการเปลี่ยนแปลงที่อาจเกิดขึ้นในอนาคตได้ ดังนั้นข้อมูลอนุกรมเวลาจึงมีประโยชน์มากในการวิเคราะห์และตัดสินใจในการกำหนดนโยบายทั้งทางภาครัฐและเอกชน

2.1.1 การทดสอบยูนิทรูท (Unit Root)

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษานี้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series data) ซึ่งส่วนมากจะมีลักษณะเป็น Non-stationary หรือ Stochastic Process กล่าวคือ ค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าความแปรปรวน (Variances) ของข้อมูลจะมีค่าไม่คงที่เปลี่ยนแปลงไปตามกาลเวลา โดยอาจมีแนวโน้ม (Trend) ในระยะยาว และขณะเดียวกันก็มีการแกว่งตัวระยะสั้น (Cyclical swing) ขึ้นอยู่กับสิ่งที่มากระทบ (Shock) ดังนั้นการใช้วิธีการแบบ Ordinary Least Squares (OLS) ในการประมาณค่า อาจก่อให้เกิดการถดถอยไม่แท้จริง (Spurious regression) ดังนั้นจึงมีความจำเป็นที่จะต้องนำข้อมูลมาทดสอบความนิ่งของข้อมูลเสียก่อน โดยการวิเคราะห์ข้อมูลในครั้งนี้จึงการเริ่มจากทดสอบความนิ่ง (Stationary)ของตัวแปรที่นำมาทำการศึกษาการ โดยอาศัยการทดสอบยูนิทรูทตามแนวทางของ Dickey-Fuller (1981) โดยสมมุติแบบจำลองเป็นดังนี้

$$X_t = \psi X_{t-1} + e_t \qquad (2.1.1.1)$$

โดยที่ X_t, X_{t41} คือ ตัวแปร ณ เวลา t และ t -1

e_t คือ ความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม (Random Error)

ψ คือ สัมประสิทธิ์อัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation Coefficience)

จาก $X_t \mid \psi X_{t41} \; 2 \; e_t$

$X_t \; 4 \; X_{t41} \mid \psi X_{t41} \; 4 \; X_{t41} \; 2 \; e_t$

$\div X_t \mid /\psi 4 1 0 X_{t41} \; 2 \; e_t$

$\div X_t \mid \chi X_{t41} \; 2 \; e_t$

โดยให้ $\chi \mid /\psi 4 1 0$

หรือ $\psi \mid 1 2 \chi ; 4 1 \{ \chi \{ 0$

χ คือ ค่าพารามิเตอร์

สมมุติฐานของดิกกี้ฟูลเลอร์ คือ

$H_0 : \chi \mid 0$ มียูนิทรูท

$H_0 : \chi \{ 0$ ไม่มียูนิทรูท

โดยใช้สถิติ “ t ” ซึ่งมีสูตรดังต่อไปนี้

$$t \mid \frac{\hat{\chi}}{S.E.\bar{\chi}}$$

การตัดสินไม่ปฏิเสธสมมุติฐาน H_0 เมื่อค่าสถิติ t-statistic ของสัมประสิทธิ์มีค่ามากกว่าค่าวิกฤติ MacKinnon critical Value หมายความว่า X_t มียูนิทรูท หรือ X_t มีลักษณะไม่นิ่ง

แต่ถ้าปฏิเสธสมมุติฐาน H_0 เมื่อค่าสถิติ t-statistic ของสัมประสิทธิ์มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤติ MacKinnon Critical Value หมายความว่า X_t ไม่มียูนิทรูทหรือ X_t มีลักษณะนิ่ง

เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t มีส่วนสัมพันธ์กับข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t-1 ค่าคงที่และแนวโน้ม ดังนั้นจึงพิจารณาสมการ 3 รูปแบบที่แตกต่างกันในการทดสอบว่ามียูนิทรูท ดังนี้คือ

$$\div X_t \mid \chi X_{t41} \; 2 \; e_t \qquad (2.1.1.2)$$

$$\div X_t \mid \zeta \; 2 \; \chi X_{t41} \; 2 \; e_t \qquad (2.1.1.3)$$

$$\div X_t \mid \zeta \; 2 \; \eta T \; 2 \; \chi X_{t41} \; 2 \; e_t \qquad (2.1.1.4)$$

การตั้งสมมุติฐานเป็นดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้น การทดสอบยูนิทรูทโดยใช้การทดสอบ ดิกกี้ - ฟลูเลอร์ (Dicky-Fuller test) ซึ่งหากแบบทดลองที่ใช้ในการทดสอบมีปัญหา Autocorrelation ก็จะทำให้ค่าสถิติที่ได้มานั้นไม่สามารถนำมาใช้ได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นจึงได้มีการเสนอให้รับสมการใหม่โดยการเพิ่มขบวนการถดถอยในตัวเอง (Autoregressive Processes) เข้าไปในสมการ (2.2.1.2) – (2.2.1.4) วิธีการนี้ เรียกว่า Augmented Dicky-Fuller test ดังมีรายละเอียดดังนี้

$\div X_t \mid \chi X_{t41} \; 2 \; O\lambda \div X_{t4i} \; 2 \; e_t$ แนวเดินเชิงสุ่ม (2.1.1.5)

$\div X_t \mid \zeta \; 2 \; \chi X_{t41} \; 2 \; O\lambda \div X_{t4i} \; 2 \; e_t$ แนวเดินเชิงสุ่มและจุดตัดแกน (2.1.1.6)

$\div X_t \mid \zeta \; 2 \; \eta T \; 2 \; \chi X_{t41} \; 2 \; O\lambda \div X_{t4i} \; 2 \; e_t$ แนวเดินเชิงสุ่มจุดตัดแกนและแนวโน้ม (2.1.1.7)

โดย X_t คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

X_{t41} คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t-1

$\zeta, \eta, \chi, \lambda$ คือ ค่าพารามิเตอร์

T คือ ค่าแนวโน้ม

e_t คือ ความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม

2.1.2 แบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA(p,q))

แบบจำลอง Autoregressive Moving Average (ARMA) เป็นแบบจำลองที่นำเอากระบวนการ Autoregressive และ Moving Average มาใช้รวมกัน โดยกระบวนการหรือระบบ ARMA(p,q) คือกระบวนการหรือระบบ Autoregressive ที่มีอันดับที่ p และ Moving Average ที่มีอันดับ q ซึ่งเขียนอยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

แบบจำลอง ARMA (p,q)

$$Y_t \mid \iota \; 2 \; \lambda Y_{t41} \; 2 \; \lambda Y_{t42} \; 2 \ldots 2 \; \lambda Y_{t4p} \; 2 \; \kappa_t \; 4 \; \chi_1 \kappa_{t41} \; 4 \ldots 4 \; \chi_q \kappa_{t4q} \qquad (2.1.2.1)$$

โดยที่

Y_t คือ ค่าสังเกตในอนุกรมเวลา ณ เวลา t

p คือ อันดับของ Auto Regressive

q คือ อันดับของ Moving Average

ι คือ ค่าคงที่ (Constant Term)

t คือ เวลา

λ คือ พารามิเตอร์ของ Autoregressive

χ คือ พารามิเตอร์ของ Moving Average

κ_t คือ กระบวนการ White Noise ซึ่งก็คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

2.1.3 เกณฑ์การเลือกรูปแบบของแบบจำลองที่ดีที่สุด (Model selection)

การเลือกแบบจำลอง (Model selection) สำหรับการประมาณค่าสมการเชิงเศรษฐมิตินั้น เมื่อได้รูปแบบของแบบจำลองที่เหมาะสมหลายรูปแบบต้องมีแนวทางในการเลือกรูปแบบของแบบจำลองที่ดีที่สุด โดยพิจารณาจากค่า Akaike Information Criterion (AIC) และ Schwartz Information Criterion (SIC) รูปแบบของแบบจำลองที่ให้ค่า AIC และ SIC น้อยที่สุดจะเป็นรูปแบบที่ดีที่สุด โดย Akaike Information Criterion (AIC) และ Schwartz Information Criterion (SIC) สามารถคำนวณได้ดังนี้

Akaike Information Criterion (AIC) = $4\,2t/\xi\;2\;2k/\xi$ (2.1.3.1)

Schwartz Information Criterion (SIC) = $4\,2t/\xi\;2\;k\log\xi/\xi$ (2.1.3.2)

โดยที่ k เป็นจำนวนของพารามิเตอร์ที่ทำการประมาณค่า

ξ เป็นจำนวนของค่าสังเกต

o เป็นค่าของ Log likelihood function ที่ใช้พารามิเตอร์ที่ถูกประมาณค่า k ตัว

โดยในการศึกษาครั้งนี้ใช้การพิจารณาค่า Schwarz Information Criterion (SIC) เป็นเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุด

2.1.4 แบบจำลองทางเศรษฐมิติในการศึกษาความผันผวนของตัวแปรศึกษา

ในส่วนนี้จะนำเสนอแบบจำลองทางเศรษฐมิติที่ใช้ในการศึกษาความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) ของอัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ย และแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาความสัมพันธ์ของ Standardized shocks ระหว่างอัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ย โดยอาศัยเครื่องมือทางเศรษฐมิติอันได้แก่ แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional

Heteroscedasticity (GARCH) ซึ่งเป็นแบบจำลองของ Bollerslev (1990), แบบจำลอง Asymmetric Univariate GARCH (GJR) ซึ่งเป็นแบบจำลองของ Glosten et al (1992), แบบจำลอง Constant Conditional Correlation (CCC) ซึ่งเป็นแบบจำลองของ Bollerslev (1990) และแบบจำลอง Dynamic Conditional Correlation (DCC) ของ Engle (2002) ดังนี้

พิจารณารูปแบบสมการ

$$y_t \mid E(y_t / F_{t41}) \, 2 \, \kappa_t \qquad (2.1.4)$$

$$\kappa_t \mid D_t \xi_t ,$$

เมื่อ

$y_t \mid (y_{1t},...,y_{mt})\Re \xi_t \mid (\xi_{1t},...,\xi_{mt})\Re$ คือ ลำดับของเวคเตอร์เชิงสุ่ม Independently and Identically Distributed (iid),

F_t คือ ข้อมูลที่มีอยู่ ณ เวลาที่ t

$D_t \mid diag(h_{1t}^{1/2},...,h_{mt}^{1/2}), m$ คือ Square root ของ Variance covariance matrix

$t = 1,\ldots,n.$ คือ เวลา ณ เวลาที่ $1,\ldots,n$.

2.1.4.1 แบบจำลอง Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH)

Bollerslev (1986) กำหนดให้เป็นความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) ของอัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ย ตามกระบวนการ GARCH (1,1) คือ

$$h_t \mid \varpi 2 \, \zeta \, \kappa_{t41}^2 \, 2 \, \eta \, h_{t41} \qquad (2.1.4.1)$$

เมื่อ ζ เป็นตัวแทนของ ARCH effects (ผลกระทบในระยะสั้นจากตัวแปรสุ่มต่ออัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ย) และ η เป็นตัวแทนของ GARCH effects (ผลกระทบของตัวแปรสุ่มต่ออัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ยในระยะยาว โดยเรียกว่า $\zeta \, 2 \, \eta$)

2.1.4.2 แบบจำลอง Vector Autoregressive Moving Average – Asymmetric GARCH (VARMA-AGARCH)

เพื่อที่จะรวมการพิจารณาถึงพฤติกรรมความไม่สมมาตรของผลกระทบจากตัวแปรสุ่มทางบวก (Positive shocks) และตัวแปรสุ่มทางลบ (Negative shocks) ที่ส่งผลต่อความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) นั้น McAleer (2009) ได้สร้างแบบจำลอง และกำหนดคุณสมบัติทางสถิติของแบบจำลอง Vector Autoregressive Moving Average – Asymmetric GARCH (VARMA-AGARCH) ไว้ดังต่อไปนี้

$$H_t = W + \sum_{i=1}^{r} A_i \vec{\kappa}_{t-i} + \sum_{i=1}^{r} C_i I_{t-i} \vec{\kappa}_{t-i} + \sum_{j=1}^{s} B_j H_{t-j} \qquad (2.1.4.2)$$

เมื่อ $H_t = (h_{1t},...,h_{mt})\Re$ $\vec{\kappa}_t = (\kappa^2_{1t},...,\kappa^2_{mt})\Im$ และ $W = (w_1,...,w_m), A_i (i = 1,...,r)$ และ $B_i (i = 1,...,s)$ คือ mxm เมตริก VARMA-AGARCH กำหนดให้ตัวแปรสุ่มทางบวก (Positive shocks) และ ตัวแปรสุ่มทางลบ (Negative shocks) ส่งผลต่อความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) แตกต่างกัน

เมื่อ A_{ij} เป็นตัวแทนของ ARCH effects (ผลกระทบในระยะสั้นจากตัวแปรสุ่มต่ออัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ย) และ B_{ij} เป็นตัวแทนของ GARCH effects (ผลกระทบของตัวแปรสุ่มต่ออัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ยในระยะยาว โดยเรียกว่า $\sum_{j=1}^{r} A_{ij} + \sum_{j=1}^{s} B_{ij}$)

2.1.4.3 แบบจำลอง Asymmetric Univariate GARCH (GJR)

เมื่อ C_i คือ mxm เมตริก สำหรับ $i = 1,...,r$, และ $I_t = diag(I_{1t},...,I_{mt})$, เมื่อ $I_{it} = 0$ เมื่อ $\kappa_{it} \} 0$ และ $I_{it} = 1$ เมื่อ $\kappa_{it} \{ 0$ ถ้า m=1 สมการที่ (3.2.4.2) จะลดรูปกลายเป็นแบบจำลอง Asymmetric Univariate GARCH หรือ GJR(p,q) ซึ่งเป็นแบบจำลองของ Glosten et al (1992) แสดงได้ดังนี้

$$h_t = \varpi + \sum_{i=1}^{p} \zeta_i \kappa^2_{t-i} + \sum_{i=1}^{p} \nu_i I(\kappa_{t-i}) \kappa^2_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \eta_j h_{t-j} \qquad (2.1.4.3)$$

เมื่อเงื่อนไข $\varpi \} 0$, $\zeta_i 2 \nu_i \varnothing 0$ สำหรับ $i \mid 1,...,p$ และ $\eta_i \varnothing 0$ สำหรับ $i \mid 1,...,p$ เป็นจริง โดยที่ h_t ไม่เป็นค่าลบ สำหรับ t ทุกค่า, $I(\kappa_t)$ คือตัวแปรชี้วัด (Indicator Variable) ซึ่งแสดงได้ดังนี้

$$I(\kappa_t) \mid \begin{cases} 1, & \kappa_t \, \Omega 0 \\ 0, & \kappa_t \, \} \, 0 \end{cases}$$

GJR (หรือ $\text{—}\nu$) effect เป็นการวัดความไม่สมมาตรของความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Asymmetric Conditional Volatility) โดยจะรวมอยู่ในผลกระทบระยะสั้นจากตัวแปรสุ่ม (Short-run persistence of shocks) ต่ออัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ย, $\text{—}\zeta \, 2 \, \text{—}\nu / 2$ และผลกระทบของตัวแปรสุ่มต่ออัตราเงินเฟ้อ และอัตราดอกเบี้ยในระยะยาว (Long-run persistence of shocks) , $\text{—}\zeta \, 2 \, \text{—}\eta \, 2 \, \text{—}\nu / 2$

ตัวพารามิเตอร์ในแบบจำลองที่ (2.1.4)-(2.1.4.3) ใช้การประมาณแบบ Maximum Likelihood ซึ่งใช้สำหรับกรณีที่เป็น Joint Normal Density โดยหาก ξ_i ไม่เป็นไปตาม Joint Multivariate Normal Distribution การประมาณที่เหมาะสมคือ การใช้การประมาณแบบ Quasi- Maximum Likelihood (QMLE).

2.1.4.4 แบบจำลอง Constant Conditional Correlation (CCC)

ถ้า $C_i \mid 0$, โดยที่ A_{ij} และ B_{ij} เป็น Diagonal matrices สำหรับ i,j ทุกตัว แล้วแบบจำลอง VARMA-AGARCH ตามสมการที่ (2.1.4.2) จะลดรูปกลายเป็นแบบจำลอง Constant Conditional Correlation (CCC)

2.1.4.5 แบบจำลอง Dynamic Conditional Correlation (DCC)

ในกรณีที่ ξ_t ไม่เป็นลำดับของเวคเตอร์เชิงสุ่มแบบ iid สมมติฐานของความสัมพันธ์อย่างมีเงื่อนไขที่เป็นค่าคงที่จะไม่สามารถใช้ได้ ซึ่งในการที่จะพิจารณาครอบคลุมถึงความสัมพันธ์อย่างมีเงื่อนไขที่มีการเคลื่อนไหวเปลี่ยนแปลงตามการเปลี่ยนแปลงของเวลา, B_t , Engle (2002), Tse and Tsui (2002) ได้เสนอแบบจำลองที่มีความใกล้เคียงกับความสัมพันธ์อย่างมี

เงื่อนไขที่มีการเปลี่ยนแปลงเชิงพลวัตร (Dynamic Conditional Correlation หรือ DCC) และแบบจำลอง Variable Conditional Correlation Multivariate GARCH ซึ่งแบบจำลอง DCC แสดงได้ดังนี้

$$\mathrm{B}_t \mid (1\,4\,\chi_1\,4\,\chi_2)\mathrm{B}\,2\,\chi_1\xi_{t41}\xi_{t41}\Re\,2\,\chi_2\mathrm{B}_{t41} \quad (2.1.4.5)$$

เมื่อ χ_1 และ χ_2 คือ Scalar parameters ที่ใช้ดูผลกระทบของตัวแปรเชิงสุ่มในช่วงเวลาก่อนหน้า (Previous standardized shocks) และความสัมพันธ์อย่างมีเงื่อนไขที่มีการเปลี่ยนแปลงเชิงพลวัตรในช่วงเวลาก่อนหน้า (Previous Dynamic Conditional Correlation) ต่อความสัมพันธ์อย่างมีเงื่อนไขที่มีการเปลี่ยนแปลงเชิงพลวัตรในช่วงเวลาปัจจุบัน (Dynamic Conditional Correlation)

2.1.5 ผลกระทบแบบฟิชเชอร์ (Fisher Effects)

Irving Fisher นักเศรษฐศาสตร์สำนักคลาสสิคซึ่งเป็นผู้คิดค้นทฤษฎี Fisher Effects ได้อธิบายว่าในตลาดเงินแต่ละประเทศ อัตราดอกเบี้ยที่เป็นตัวเงิน (Nominal Interest Rate) จะเท่ากับอัตราดอกเบี้ยแท้จริง (Real Interest Rate) บวกอัตราเงินเฟ้อที่คาดว่าจะเกิดขึ้น (Expected Inflation Rate) และอัตราดอกเบี้ยที่แท้จริงในแต่ละตลาดมีแนวโน้มที่เท่ากัน ดังนั้น อัตราดอกเบี้ยที่เป็นตัวเงินจะ ผันแปรไปตามอัตราเงินเฟ้อที่คาดไว้ในแต่ละประเทศ แสดงในรูปสมการได้ดังนี้

$$i = r + p^* \quad (2.1.5)$$

โดยที่

i = อัตราดอกเบี้ยที่เป็นตัวเงิน (Nominal Interest Rate)

r = อัตราดอกเบี้ยที่แท้จริง (Real Interest Rate)

p*= อัตราเงินเฟ้อที่คาดคะเน (Expected Inflation Rate)

2.2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Tse and Tsui (1998) ได้นำเสนอรูปแบบของแบบจำลอง Dynamic Correlation Multivariate GARCH แต่ไม่ได้พยายามที่จะแยกการประมาณค่าให้เป็นแต่ละกระบวนการ Univariate GARCH และประมาณค่าด้วย Dynamic correlation เหมือนในแบบจำลองของ Engle

(2001) จำนวนของพารามิเตอร์ที่จำเป็นในการประมาณค่าคือ จากรูปแบบของแบบจำลองที่กล่าวมาข้างต้นถูกนำมาใช้ในการอธิบายการส่งผ่านความไม่แน่นอน ดังเช่นในงานวิจัยของ Andrew C. Worthington และ Helen Higgs ที่ได้ทดสอบส่งผ่านราคาไฟฟ้าและความไม่แน่นอน

Valle and Hector (2002) ศึกษาภาวะเงินเฟ้อในประเทศกัวเตมาลา (Guatemala) โดยใช้ดัชนีราคาผู้บริโภค ตัวแบบที่ใช้ในการศึกษาคือ ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ VAR ซึ่งประกอบด้วยตัวแปร ภาวะเงินเฟ้อ ดัชนีทางเศรษฐกิจรายเดือน (Monthly Index of Economic Activity) ราคาน้ำมันระหว่างประเทศ (International Oil Price) อัตราดอกเบี้ยเงินฝากระยะยาว (Long Term Deposit Rate) อัตราแลกเปลี่ยน (Exchange Rate) เงินตราที่นอกเหนือจากเงินฝากรวมเงินสดที่ธนาคารเก็บไว้ (Emission Currency Issue) = Currency outside deposit money bank, plus cash in vault of the banks) โดยใช้ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ VAR ธรรมดา

Jasslyn Yeo (2004) ศึกษาความผันผวนอย่างมีเงื่อนไขเมื่อเวลาเปลี่ยนแปลงไป (Time-varying Conditional volatility) ของผลตอบแทนของ 7 อุตสาหกรรมทางด้านสิ่งแวดล้อมของออสเตรเลีย โดยพบว่าความเสี่ยงของอุตสาหกรรมทางด้านสิ่งแวดล้อมของออสเตรเลียในตลาดการเงินนั้นสามารถอธิบายได้โดยใช้แบบจำลอง Univariate ARMA(1,1)-GARCH(1,1) และ ARMA(1,1)-GJR (1,1) ซึ่งพบว่าความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) ของผลตอบแทนของ 7 อุตสาหกรรมทางด้านสิ่งแวดล้อมของออสเตรเลียปราศจากการมีพฤติกรรมแบบไม่สมมาตรจากผลกระทบจากตัวแปรสุ่มทางบวก (Positive shocks) และตัวแปรสุ่มทางลบ (Negative shock)

Manera, McAleer and Grasso (2004) ศึกษาความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) และความสัมพันธ์ของ Standardized shocks ของผลตอบแทนของ Spot และ Forward Price ของ Tapis oil โดยใช้แบบจำลอง Constant Conditional Correlation Multivariate GARCH (CCC-MGARCH) ของ Bollerslev (1990), Vector Autoregressive Moving Average – GARCH (VARMA-GARCH) ของ Ling and McAleer (2003), VARMA – Asymmetric GARCH (VARMA-AGARCH) ของ Chan et al. (2002) และ the Dynamic Conditional Correlation (DCC) ของ Engle (2002). โดยใช้ข้อมูลในช่วงเวลาตั้งแต่ 2 มิถุนายน 1992 ถึง 16 มกราคม 2004 จากผลการศึกษาพบว่า ARCH และ GARCH effects ส่งผลต่อความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) ของผลตอบแทนของ Spot และ Forward Price ของ Tapis oil , และยังพบว่ามี Interdependence ของ

ความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) ระหว่างตลาด Spot และ Forward รวมถึงพบว่าความผันผวนอย่างมีเงื่อนไข (Conditional volatility) ของผลตอบแทนของ Spot และ Forward Price มีพฤติกรรมแบบไม่สมมาตรจากผลกระทบจากตัวแปรสุ่มทางบวก (Positive shocks) และตัวแปรสุ่มทางลบ (Negative shock)