บทที่ 3

ระเบียบวิธีวิจัย

3.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

ในการศึกษาครั้งนี้ เป็นการศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีราคากลุ่มอุตสาหกรรมหลักในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา คือ ดัชนีราคากลุ่มอุตสาหกรรมหลัก 8 กลุ่ม ของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ได้แก่

1. เกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร (AGRO)
2. สินค้าอุปโภคบริโภค (CONSUMP)
3. ธุรกิจการเงิน (FINCIAL)
4. สินค้าอุตสาหกรรม (INDUS)
5. อสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง (PROPCON)
6. ทรัพยากร (RESOURC)
7. บริการ (SERVICE)
8. เทคโนโลยี (TECH)

โดยแบบจำลองความสัมพันธ์สามารถแสดงได้ดังนี้

กรณีที่ 1 ดัชนีราคาอุตาหกรรมเกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$AGRO_t = f(CON_t, FIN_t, IND_t, PROP_t, RES_t, SERV_t, TEC_t)$$

กรณีที่ 2 ดัชนีราคาอุตาหกรรมสินค้าอุปโภคบริโภค เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$CON_t = f(AGRO_t, FIN_t, IND_t, PROP_t, RES_t, SERV_t, TEC_t)$$

กรณีที่ 3 ดัชนีราคาอุตาหกรรมธุรกิจการเงิน เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$FIN_t = f(AGRO_t, CON_t, IND_t, PROP_t, RES_t, SERV_t, TEC_t)$$

กรณีที่ 4 ดัชนีราคาอุตาหกรรมสินค้าอุตสาหกรรม เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$IND_t = f(AGRO_t, CON_t, FIN_t, PROP_t, RES_t, SERV_t, TEC_t)$$

กรณีที่ 5 ดัชนีราคาอุตาหกรรมอสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$PROP_t = f(AGRO_t, CON_t, FIN_t, IND_t, RES_t, SERV_t, TEC_t)$$

กรณีที่ 6 ดัชนีราคาอุตาหกรรมทรัพยากร เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$RES_t = f(AGRO_t, CON_t, FIN_t, IND_t, PROP_t, SERV_t, TEC_t)$$

กรณีที่ 7 ดัชนีราคาอุตาหกรรมบริการ เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$SERV_t = f(AGRO_t, CON_t, FIN_t, IND_t, PROP_t, RES_t, TEC_t)$$

กรณีที่ 8 ดัชนีราคาอุตาหกรรมเทคโนโลยี เป็นตัวแปรตาม และดัชนีราคาอุตสาหกรรมที่เหลืออีก 7 กลุ่มเป็นตัวแปรอิสระ

$$TEC_t = f(AGRO_t, CON_t, FIN_t, IND_t, PROP_t, RES_t, SERV_t)$$

โดยที่ $AGRO_t$ คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมเกษตรและอุตสาหกรรมอาหาร
CON_t คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมสินค้าอุปโภคบริโภค
FIN_t คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมธุรกิจการเงิน
IND_t คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมสินค้าอุตสาหกรรม
$PROP_t$ คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมอสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง
RES_t คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมทรัพยากร
$SERV_t$ คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมบริการ
TEC_t คือ ดัชนีราคาอุตสาหกรรมเทคโนโลยี

3.2 วิธีการศึกษา

ใช้เทคนิคทางเศรษฐมิติที่เรียกว่า Vector Autoregression Model (VAR) โดยข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองนั้นเป็นตัวแปรในลักษณะของอนุกรมเวลา (Time Series) ด้วยเหตุที่ว่าการสร้างแบบจำลองของ VAR นั้นไม่ได้ยึดตามทฤษฎีที่เป็นโครงสร้าง (Structure) เท่าใดนัก เช่นแบบจำลองระบบสมการที่เกี่ยวพันกัน (Simutaneous Equation Model) อีกทั้งตามทฤษฎีของแบบจำลองแล้ว VAR ยังให้ผลการประมาณการหรือทำนาย (Forcast) ที่ดีกว่าวิธีของแบบจำลองที่เป็นโครงสร้าง เช่น แบบจำลองระบบสมการที่เกี่ยวพันกันที่ยุ่งยาก และเป็นโมเดลที่สามารถจัดการกับปัญหา Simultaneity Bias ได้ดี (Gujarati, 2003) ซึ่งการใช้แบบจำลอง VAR นั้น มีความได้เปรียบในแง่ของในกรณีที่เราอาจจะไม่ทราบความสัมพันธ์ที่แท้จริงในระหว่างตัวแปรทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกัน หรืออาจจะไม่ทราบว่าตัวแปรใดเป็น Endogenous Variable หรือ Exogenous Variable กันแน่ แต่ทราบว่าโดยรวมแล้วตัวแปรทุกตัวในแบบจำลอง VAR มีผลต่อกัน

ดังนั้นจึงสามารถใช้แบบจำลอง VAR ในการศึกษาถึงผลกระทบหรือความสัมพันธ์ของตัวแปรตัวใดตัวหนึ่งในแบบจำลองต่อตัวแปรอื่นในแบบจำลองได้โดยวิธีต่างๆ ได้แก่ การวิเคราะห์ปฏิกิริยาตอบสนองต่อความแปรปรวน (Impulse Response Function) การแยกส่วนของความแปรปรวน (Variance Decomposition) โดยมิต้องกังวลกับการตัดสินใจในการสร้างสมการในแบบ Structural Model เพราะใน VAR จะให้ตัวแปรทุกตัวเป็น Endogenous Variable อีกทั้งในการใช้ Simutaneous Equation Model ในกรณีที่ไม่ทราบความสัมพันธ์ที่แท้จริงของตัวแปรต่างๆในแบบจำลองอาจเกิดปัญหาเมื่อทำการตัดทิ้งหรือเพิ่มตัวแปรบางตัวในระบบสมการ ซึ่งอาจเกิดปัญหาเช่น Identification Error ได้

ในการศึกษาใช้ข้อมูลทุติยภูมิเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งต้องนำข้อมูลมาทดสอบลักษณะนิ่งของข้อมูล หรือการทดสอบ unit root และทำการปรับข้อมูลให้มีลักษณะนิ่ง (Stationary) หรือไม่มี Unit Roots มิเช่นนั้นจะทำให้เกิด Spurious Problem ได้ ฉะนั้นจึงต้องทดสอบดูว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาใช้นั้นมีผลของ Trend ผสมอยู่หรือไม่ จึงต้องทดสอบ Unit Roots กับข้อมูลของตัวแปรทุกตัวโดยวิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test ซึ่งถ้าผลการทดสอบนั้นปรากฏออกมาว่าตัวแปรใดมี Unit Roots แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรดังกล่าวที่นำมาใช้นั้นไม่เป็น Stationary กล่าวคือมีผลของ Trend อยู่ในอนุกรมของข้อมูล ดังนั้นตัวแปรดังกล่าวในแบบจำลองนั้นอาจจะต้องใช้เป็นลักษณะของ Difference แทน ซึ่งจะต้องทำการทดสอบต่อไปว่าตัวแปรดังกล่าวนั้นเป็น Stationary ที่ Difference ที่ Order ใดโดยใช้วิธีการของ Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test เช่นเดิม และเลือก Lag หรือความล่าช้าที่เหมาะสม

จากนั้นนำมาทดสอบความสัมพันธ์ใน โดยการ สร้างแบบจำลอง Vector Autoregression Model (VAR) และสุดท้ายการใช้ผลการประมาณค่าทั้งการวิเคราะห์ปฏิกิริยาตอบสนองต่อความแปรปรวน (Impulse Response Function) และการแยกส่วนของความแปรปรวน (Variance Decomposition) โดยแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.2.1 การทดสอบ Unit Root

ในการศึกษานี้ใช้ข้อมูลการประมาณค่ามีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา ตัวแปรปัจจุบันและในอดีตมักมีความสัมพันธ์กัน ทำให้ตัวแปรมีลักษณะไม่นิ่ง (Non-stationary) นอกจากนั้นหากตัวแปรที่ใช้ในการประมาณค่าในแบบจำลองมีคุณสมบัติไม่นิ่ง จะทำให้เกิดปัญหาความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง Spurious หรือตัวแปรเหมือนมีความสัมพันธ์กันแต่ในความเป็นจริงไม่สัมพันธ์กัน

ดังนั้นขั้นตอนแรกก่อนการประมาณค่า เราจะต้องพิจารณาลักษณะข้อมูลโดยทดสอบคุณสมบัติ Stationary หรือ Unit root ด้วยการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (ADF) พิจารณาสมการถดถอย 3 รูปแบบที่แตกต่างกันในการทดสอบว่ามี Unit root หรือไม่ ซึ่ง 3 สมการดังกล่าวได้แก่

$$\Delta X_t = \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \qquad \text{(random walk process)} \qquad (3.1)$$

$$\Delta X_t = \alpha + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \phi \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \qquad \text{(random walk with drift)} \qquad (3.2)$$

$$\Delta X_t = \alpha + \beta + \theta X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \phi_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \qquad \text{(random walk with drift – and linear time trend)} \qquad (3.3)$$

โดยการทดสอบสมมติฐานได้ดังนี้

$H_0 : \theta = 0$ ตัวแปรเป็น Non-stationary

$H_1 : \theta < 0$ ตัวแปรเป็น Stationay

การทดสอบ Unit root หากสามารถปฏิเสธสมมติฐานได้ หมายความว่าตัวแปรนั้นมีลักษณะเป็น Stationay มี Integration of order zero นั่นคือ ซึ่งในกรณีที่เป็น Non-stationary เราสามารถทำส่วนต่างของตัวแปรนั้นและทดสอบ Unit root อีกครั้ง หรือจนกว่าปฏิเสธสมมติฐาน ซึ่งเราจะเรียกตัวแปรที่ทำส่วนต่างแล้ว Stationary ที่ลำดับที่ p ว่า $I(p)$ หรือ Integrated Order p^{th}

3.2.2 การเลือกความล่าช้า (Lag) ที่เหมาะสม

ในการศึกษานี้ใช้เกณฑ์ Akaike Information Criteria (AIC) และ Schwarz's Bayesian Information Criterion (SC, BIC หรือ SBC) เป็นเกณฑ์ในการพิจารณาความเหมาะสมของจำนวนความล่าช้าหรือ Lag ของแบบจำลองมีสูตรดังนี้

$$AIC = \log \hat{\sigma}^2 + 2\frac{p+q}{T} \tag{3.4}$$

โดยที่ $\hat{\sigma}^2$ คือ ค่าประมาณของความแปรปรวนของ e_t

$$SC = \log \hat{\sigma}^2 + 2\frac{p+q}{T}\log T \tag{3.5}$$

เกณฑ์ทั้งสองเป็นเกณฑ์ที่อาศัยความควรจะเป็น (likelihood-based) และแสดงให้เห็นถึงความสมดุล (ที่มีผลในทางตรงกันข้าม) (trade off) ระหว่าง "fit" ซึ่งวัดโดยค่าของความควรจะเป็น และ "ตระหนี่ (parsimony)" ซึ่งวัดโดยจำนวนของพารามิเตอร์อิสระ p+q ถ้าค่าคงที่ถูกนำไปรวมอยู่ในแบบจำลองด้วยจำนวนของพารามิเตอร์ดังกล่าวก็จะเพิ่มขึ้นเป็น p+q+1 สำหรับหลักเกณฑ์ในการตัดสินใจเลือกแบบจำลองก็คือเราจะเลือกแบบจำลองที่มีค่า AIC หรือ SC ที่มีค่าน้อยที่สุด ค่า AIC และ SC จะน้อยจากสาเหตุดังต่อไปนี้คือ มีความแปรปรวน และความแปรปรวนร่วมน้อย มีจำนวนของตัวแปรและจำนวน Lag น้อย และสุดท้ายมีจำนวนข้อมูลในการประมาณค่ามาก นอกจากนั้นในการศึกษานี้ จะทำการเปรียบเทียบผลการเลือก Lag กับเกณฑ์อื่นด้วยคือ Final Prediction Error (FPE) และ Hannan-Quinn Information Criterion (HQIC) ซึ่งให้ความหมายในลักษณะใกล้เคียงกัน

3.2.3 การทดสอบหา Cointegration วิธีการของ Johansen

Johansen (1988) และ Stock and Watson (1988) ได้เสนอตัวประมาณค่าแบบ maximum likelihood (maximum likelihood estimator) ซึ่งทำให้สามารถหลีกเลี่ยงการใช้ตัวประมาณค่า 2 ขั้นตอนได้ (two-step estimators) และสามารถที่จะประมาณค่าและทดสอบการมีอยู่จริงของ cointegrating vectors หลาย vectors ได้ นอกจากนี้แล้วการทดสอบดังกล่าวยังทำให้เราสามารถทดสอบการใส่ข้อจำกัดของพารามิเตอร์ของ cointegrating vectors และความเร็วของการปรับตัว (speed of adjustment) ได้อีกด้วย

อย่างไรก็ตามทั้งวิธีการของ Johansen (1988) และ Stock and Watson (1988) ต่างก็อาศัยความสัมพันธ์ระหว่าง rank ของเมทริกซ์และ characteristic roots ของเมทริกซ์ดังกล่าวอย่างมากและเพื่อที่จะเข้าใจขั้นตอนของวิธีการของ Johansen (1988) จึงเป็นการสรุปวิธีการและขั้นตอนของ Johansen (1988) ดังนี้

พิจารณา autoregressive process

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \ldots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (3.6)$$

จากสมการ (3.6) เอา y_{t-1} ไปลบออกทั้งสองข้างจะได้

$$\Delta y_t = (A_1 - I) y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \ldots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (3.7)$$

จากสมการ (87) บวกเข้าและลบออกทางขวามือด้วย $(A - I) y_{t-2}$ จะได้

$$\Delta y_t = (A_1 - I) y_{t-1} + (A_2 + A_1 - I) y_{t-2} + A_3 y_{t-3} + \ldots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3.8)$$

ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จะได้

$$\Delta y_t = \sum_{i=1}^{p-1} \pi_i \Delta y_{t-i} + \pi y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3.9)$$

โดยที่ $$\pi = -\left[I - \sum_{i=1}^{p} A_i \right]$$

สิ่งสำคัญในสมการ (3.9) ก็คือ ค่าลำดับชั้น(rank) ของเมทริกซ์ π นั่นคือ ค่าลำดับชั้น (rank) ของ π จะเท่ากับจำนวนของ cointegrating vector ซึ่งสามารถแสดงได้ในรายละเอียดดังนี้

1. ถ้าค่าลำดับชั้น (rank) เท่ากับศูนย์ เมทริกซ์ π จะเป็นเมทริกซ์ศูนย์ และสมการ (3.9) ก็คือแบบจำลอง VAR ในรูปของผลต่างที่หนึ่ง (first difference)
2. ถ้าค่าลำดับชั้น (rank) ของ π เท่ากับ n (ซึ่งก็คือ มีค่าลำดับชั้น (rank) เต็มที่หรือที่เรียกว่า full rank ซึ่ง vector process จะมีลักษณะนิ่ง และเป็น VAR ใน level ซึ่งคือสมการ (2.23)
3. ถ้าค่าลำดับชั้น (rank) ของ π เท่ากับ 1 เราก็จะมี cointegrating vector เพียง vector เดียว และ πy_{t-p} ก็คือ ปัจจัยการปรับตัวของความคลาดเคลื่อน (error-correction factor)
4. ในกรณีซึ่ง 1 < rank (π) < n เราก็จะมี cointegrating vectors หลาย cointegrating vectors

สำหรับ การทดสอบ Cointegration หรือการทดสอบความสัมพันธ์ระยะยาวระหว่างตัวแปรเพื่อใช้ในการเลือกแบบจำลองที่ใช้ในการประมาณค่าระหว่าง VAR และ VEC ในการศึกษานี้ได้ใช้การทดสอบ Johansen Trace ของ Johansen and Juselius (1990) เพื่อหาจำนวนขอ ง ความสัมพันธ์Cointegration ได้ ด้วยการใช้การทดสอบ Likelihood Ratio test statistic ภายใต้ข้อสมมติฐานหลัก คือ

$$H_0 : rank(\prod) = r = 0$$

และ

$$H_1 : rank(\prod) = r \geq 1$$

โดยที่ $\prod$ คือ เมตริกซ์สัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์ระหว่าง ΔY_t และ ΔY_{t-1} ใน แบบจำลอง VEC

r คือ จำนวนRank ของเมตริกซ์ $\prod$

โดยเมื่อค่าทดสอบ Trace มากกว่าค่าวิกฤต ทำให้สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลั ก (null hypothesis) หมายความว่า ตัวแปรใน Y_t ไม่มีความสัมพันธ์กัน หากค่าทดสอบ Trace มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต จะยอมรับสมมติฐานหลัก หมายความว่า ตัวแปรใน Y_t มีความสัมพันธ์กันอย่างน้อยหนึ่งความสัมพันธ์ ลำดับต่อไปก็จะเป็นการทดสอบซ้ำ โดยใช้สมมติฐาน คือ

$$H_0 : rank(\prod) = r$$

และ

$$H_1 : rank(\prod) \geq r + 1$$

โดยที่ $\prod$ คือ เมตริกซ์สัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์ระหว่าง ΔY_t และ ΔY_{t-1} ใน แบบจำลอง VEC

r คือ จำนวนRank ของเมตริกซ์ $\prod$

ซึ่งในกรณีที่สามารถปฏิเสธสมมติฐานครบ จนกระทั่ง Full Rank เราสามารถใช้แบบจำลอง VAR ในการประมาณค่าได้ หากไม่ใช่ Full Rank มีความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งสอง ซึ่งทำให้สามารถหาความสัมพันธ์ในระยะสั้นและระยะยาวได้ เราจะใช้แบบจำลอง VEC แทน

3.2.4 แบบจำลอง Vector Autoregression

เพื่อตอบคำถามของการศึกษา การศึกษานี้ได้กำหนดแบบจำลอง VAR เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการศึกษา เนื่องจากลักษณะและความสัมพันธ์ของตัวแปรอาจไม่ชัดเจนและเป็นความสัมพันธ์ในเชิงพลวัตร ความสัมพันธ์ของตัวแปรแต่ละตัวมีความสัมพันธ์ที่ไม่แน่นอน และส่งผลกระทบระหว่างกันทั้งทางตรงและทางอ้อม ข้อสมมติประการหนึ่งที่จำเป็นและเหมาะสมต่อการศึกษาในครั้งนี้ คือ ตัวแปรแต่ละตัวจะไม่ส่งผลกระทบต่อตัวแปรตัวอื่นในช่วงเวลาเดียวกัน หรือไม่ส่งผลกระทบอย่างทันทีเมื่อตัวแปรหนึ่งเปลี่ยนแปลง เพราะ การตอบสนองต่อ Shock ที่เกิดขึ้นและที่มีผลต่อตัวแปรต่างๆในระบบเศรษฐกิจนั้นยังมีความล่าช้า (Non-Contemporaneous Effect)

เราสร้างแบบจำลองของเวกเตอร์นี้ในรูปของค่าที่ผ่านมาในอดีตของเวกเตอร์ดังกล่าวนี้ ผลที่ได้ก็คือ Vector Autoregression (VAR) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$y_t = m + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \ldots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \tag{3.10}$$

Ender (1995) ได้ยกตัวอย่างระบบอย่างง่ายที่มีสองตัวแปรดังนี้

$$y_t = b_{10} - b_{12} z_t + \gamma_{11} y_{t-1} + \gamma_{12} z_{t-1} + \varepsilon_{yt} \tag{3.11}$$

$$z_t = b_{20} - b_{21} y_t + \gamma_{21} y_{t-1} + \gamma_{22} z_{t-1} + \varepsilon_{zt} \tag{3.12}$$

3.2.4.1 การวิเคราะห์ปฏิกิริยาตอบสนองต่อความแปรปรวน (Impulse Response Function: IRF)

เนื่องจากการวิเคราะห์แบบจำลอง VAR ไม่สามารถวิเคราะห์จากค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการประมาณค่า จึงต้องอาศัยวิธีการอื่นในการช่วยวิเคราะห์ Impulse Response Function (IRF) เป็นอีกหนึ่งวิธีการ ที่อาศัยแนวคิด Moving Average เพื่อพิจารณาการเคลื่อนไหวของตัวแปรที่เป็นอนุกรมเวลา โดยแบบจำลอง VAR จะอาศัยคุณสมบัติ Stability ของแบบจำลอง ในการเขียนแบบจำลองให้อยู่ในรูปของ Vector Moving Average (VMA) ดังนี้

$$\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{y}_t \\ \bar{z}_t \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \phi_{11}(i). & \phi_{12}(i) \\ \phi_{21}(i) & \phi_{22}(i) \end{bmatrix}^i \begin{bmatrix} \varepsilon_{yt-i} \\ \varepsilon_{zt-i} \end{bmatrix} \tag{3.13}$$

จากนั้นทำการหาตัวคูณ Multiplier $(\phi_{ij}(i))$ ของค่าความผิดพลาด (ε_i) ในแบบจำลอง VMA ในแต่ละช่วงเวลา และนำตัวคูณนั้นมา Plot กราฟเทียบกับเวลา จะได้ IRF หลังจากที่ได้ IRF จะสามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรหนึ่งต่ออีกตัวแปรหนึ่งในแต่ละช่วงเวลา ซึ่งใ นการศึกษานี้ IRF สามารถบอกทิศทาง แนวโน้มการเปลี่ยนแปลงและขนาดของผลกระทบในแต่ละช่วงเวลาได้

3.2.4.2 การวิเคราะห์การแยกส่วนของความแปรปรวน (Variance Decomposition)

จาก IRF เป็นการวิเคราะห์ตัวแปรที่ศึกษาแบบเป็นคู่ เนื่องจากสัมประสิทธิ์ของค่าความผิดพลาด (ε_i) ที่คำนวณได้ เป็นค่าที่เกิดจาก Error ของตัวแปรเดียว Variance Decomposition (VD) จึงเป็นวิธีการหนึ่งในการวิเคราะห์ภาพรวมในระบบ โดยจากแบบจำลอง VMA ที่ได้จากการหา IRF เราสามารถพยากรณ์ (Forecast) ตัวแปรได้ (หรือพยากรณ์จาก VAR หรือ VEC ก็ได้)

เพราะฉะนั้น ส่วนประกอบของความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จะบอกเราเกี่ยวกับสัดส่วนของการเคลื่อนไหวในหนึ่ง sequence อันเนื่องมาจาก shocks ของตัวแปรนั้นเอง เมื่อเทียบกับ shocks อันเนื่องมาจากตัวแปรอื่นโดยการพิจารณาสัดส่วนของผลกระทบของตัวแปร