บทที่ 3
ระเบียบวิธีวิจัย

3.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

ในการศึกษาครั้งนี้ เป็นการศึกษาถึง ผลกระทบ ของเงินทุนเคลื่อนย้ายต่อดัชนีค่าเงินที่แท้จริง โดยใช้ตัวแปรทั้งหมด 2 ตัว ได้แก่ เงินทุนเคลื่อนย้ายสุทธิภาคเอกชน (NF) และดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) โดยใช้กรอบแนวคิดของมันเดล-เฟลมมิ่งและแนวคิดของดอร์นบุสช์มาประยุกต์ใช้กับแนวคิดเกี่ยวกับดัชนีค่าเงินที่แท้จริงเพื่ออธิบายถึงผลของเงินทุนเคลื่อนย้ายระหว่างประเทศ และอัตราแลกเปลี่ยน โดยแบบจำลองความสัมพันธ์ของเงินทุนเคลื่อนย้ายกับดัชนีค่าเงินที่แท้จริง แสดงได้ดังนี้

$$REER \mid \ f(NF_i)$$

โดยที่ REER คือ ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง

NF_i คือ เงินทุนเคลื่อนย้ายสุทธิภาคเอกชน

3.2 วิธีการศึกษา

ใช้เทคนิคทางเศรษฐมิติที่เรียกว่า Vector Autoregression Model (VAR) โดยข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองนั้นเป็นตัวแปรในลักษณะของอนุกรมเวลา (Time Series) ด้วยเหตุที่ว่าการสร้างแบบจำลองของ VAR นั้นไม่ได้ยึดตามทฤษฎีที่เป็นโครงสร้าง (Structure) เท่าใดนัก เช่น แบบจำลองระบบสมการที่เกี่ยวพันกัน (Simutaneous Equation Model) อีกทั้งตามทฤษฎีของแบบจำลองแล้ว VAR ยังให้ผลการประมาณการหรือทำนาย (Forcast) ที่ดีกว่าวิธีของแบบจำลองที่เป็นโครงสร้าง เช่น แบบจำลองระบบสมการที่เกี่ยวพันกันที่ยุ่งยาก และเป็นโมเดลที่สามารถจัดการกับปัญหา Simultaneity Bias ได้ดี (Gujarati, 2003) ซึ่งการใช้แบบจำลอง VAR นั้น มีความได้เปรียบในแง่ของ ในกรณีที่เราอาจจะไม่ทราบความสัมพันธ์ที่แท้จริงในระหว่างตัวแปรทั้งหมดที่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright © by Chiang Mai University
All rights reserved

เกี่ยวข้องกัน 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 ซึ่งอาจเกิดปัญหา เช่น Identification Error ได้

ในการศึกษาผลกระทบของเงินทุนเคลื่อนย้ายต่อดัชนีค่าเงินที่แท้จริง โดยใช้ข้อมูลทุติยภูมิเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งต้องนำข้อมูลมาทดสอบลักษณะนิ่งของข้อมูล หรือการทดสอบ unit root และทำการปรับข้อมูลให้มีลักษณะนิ่ง(Stationary) หรือไม่มี Unit Roots มิเช่นนั้นจะทำให้เกิด Spurious Problem ได้ ฉะนั้นจึงต้องทดสอบดูว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาใช้นั้นมีผลของ Trend ผสมอยู่หรือไม่ จึงต้องทดสอบ Unit Roots กับข้อมูลของตัวแปรทุกตัว โดยวิธี 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

จากนั้นนำมา ทดสอบความสัมพันธ์ในระยะยาวหรือการหา Cointegration การ สร้างแบบจำลอง Vector Autoregression Model (VAR) และสุดท้ายการใช้ผลการประมาณค่าทั้งการวิเคราะห์ปฏิกิริยาตอบสนองต่อความแปรปรวน (Impulse Response Function) และการแยกส่วนของความแปรปรวน (Variance Decomposition) โดยแต่ละขั้นตอนมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

3. 2.1 การทดสอบUnit Root

ในการศึกษานี้ใช้ข้อมูลการประมาณค่ามีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา ตัวแปรปัจจุบันและในอดีตมักมีความสัมพันธ์กัน ทำให้ตัวแปรมีลักษณะไม่นิ่ง (Non-stationary) นอกจากนั้นหากตัวแปร

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

$$\div X_t \mid \chi X_{t41} 2 \sum_{i|1}^{p} \lambda_i \div X_{t4i} 2 \kappa_t \qquad \text{(random walk process)} \qquad (3.1)$$

$$\div X_t \mid \zeta 2 \chi X_{t41} 2 \sum_{i|1}^{p} \lambda \div X_{t4i} 2 \kappa_t \qquad \text{(random walk with drift)} \qquad (3.2)$$

$$\div X_t \mid \zeta 2 \eta 2 \chi X_{t41} 2 \sum_{i|1}^{p} \lambda_i \div X_{t4i} 2 \kappa_t \qquad \text{(random walk with drift – and linear time trend)} \qquad (3.3)$$

โดยการทดสอบสมมติฐานได้ดังนี้

$H_0 : \chi \mid 0$ ตัวแปรเป็น Non-stationary

$H_1 : \chi \{ 0$ 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

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

$$AIC \mid \log \hat{\omega}^2 \; 2 \; 2\frac{p \; 2 \; q}{T} \tag{3.4}$$

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

$$SC \mid \log \hat{\omega}^2 \; 2 \; 2\frac{p \; 2 \; q}{T} \log T \tag{3.5}$$

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

ในขณะที่เกณฑ์ทั้งสองดังกล่าวมีความแตกต่างกันให้เลือกใช้ SC ไว้ก่อนเพราะว่า SC มีคุณสมบัติว่า SC จะเลือกแบบจำลองที่ถูกต้องเกือบแน่นอน สำหรับ AIC นั้น มีแนวโน้มที่จะเป็นลักษณะเชิงเส้นกำกับในแบบจำลองที่มีพารามิเตอร์มากเกินไป 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 ของเมทริกซ์ดังกล่าวอย่างมาก

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

และเพื่อที่จะเข้าใจขั้นตอนของวิธีการของ Johansen (1988) จึงเป็นการสรุปวิธีการและขั้นตอนของ Johansen (1988) ดังนี้

พิจารณา autoregressive process

$$y_t \;|\; A_1 y_{t41} 2 A_2 y_{t42} 2 \ldots 2 A_p y_{t4p} 2 \kappa_t \qquad (3.6)$$

จากสมการ (3.6) เอา y_{t41} ไปลบออกทั้งสองข้างจะได้

$$\div y_t \;|\; (A_1 4 I) y_{t41} 2 A_2 y_{t42} 2 \ldots 2 A_p y_{t4p} 2 \kappa_t \qquad (3.7)$$

จากสมการ (3.7) บวกเข้าและลบออกทางขวามือด้วย $(A 4 I) y_{t42}$ จะได้

$$\div y_t \;|\; (A_1 4 I) y_{t41} 2 (A_2 2 A_1 4 I) y_{t42} 2 A_3 y_{t43} 2 \ldots 2 A_p y_{t4p} 2 \kappa_t \qquad (3.8)$$

ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จะได้

$$\div y_t \;|\; \sum_{i|1}^{p41} \phi_i \div y_{t4i} 2 \phi y_{t4p} 2 \kappa_t \qquad (3.9)$$

โดยที่ $\phi \;|\; 4\left(I 4 \sum_{i|1}^{p} A_i\right)$

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

1. ถ้าค่าลำดับชั้น (rank) เท่ากับศูนย์ เมทริกซ์ ϕ จะเป็นเมทริกซ์ศูนย์ และสมการ (3.9) ก็คือแบบจำลอง VAR ในรูปของผลต่างที่หนึ่ง (first difference)
2. ถ้าค่าลำดับชั้น (rank) ของ ϕ เท่ากับ n (ซึ่งก็คือ มีค่าลำดับชั้น (rank) เต็มที่หรือที่เรียกว่า full rank ซึ่ง vector process จะมีลักษณะนิ่ง และเป็น VAR ใน level ซึ่งคือ สมการ (3.6)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

3. ถ้าค่าลำดับชั้น (rank) ของ ϕ เท่ากับ 1 เราก็จะมี cointegrating vector เพียง vector เดียว และ ϕy_{t4p} ก็คือ ปัจจัยการปรับตัวของความคลาดเคลื่อน (error-correction factor)
4. ในกรณีซึ่ง 1 < rank (ϕ) < n เราก็จะมี cointegrating vectors หลาย cointegrating vectors

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

$$H_0 : rank(\perp) \mid r \mid 0$$

และ

$$H_1 : rank(\perp) \mid r \varnothing 1$$

โดยที่ $\perp$ คือ เมตริกซ์สัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์ระหว่าง $\div Y_t$ และ $\div Y_{t41}$ ใน แบบจำลอง VEC

r คือ จำนวนRank ของเมตริกซ์ $\perp$

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

$$H_0 : rank(\perp) \mid r$$

และ

$$H_1 : rank(\perp) \varnothing r 2 1$$

โดยที่ $\perp$ คือ เมตริกซ์สัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์ระหว่าง $\div Y_t$ และ $\div Y_{t41}$ ใน แบบจำลอง VEC

r คือ จำนวนRank ของเมตริกซ์ $\perp$

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

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

3.2.4 แบบจำลอง Vector Autoregression

เพื่อตอบคำถามของการศึกษา การศึกษานี้ได้กำหนดแบบจำลอง VAR เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการศึกษา เนื่องจากลักษณะและความสัมพันธ์ของตัวแปรอาจไม่ชัดเจนและเป็นความสัมพันธ์ในเชิงพลวัตร ประกอบกับข้อสมมติให้ตัวแปรแต่ละตัวไม่ส่งผลต่อตัวแปรอื่นๆ ในช่วงเวลาเดียวกัน อีกทั้งการศึกษาครั้งนี้ส่วนหนึ่งเพื่อตอบคำถามถึงผลกระทบ ของเงินทุนเคลื่อนย้ายที่มีต่อดัชนีค่าเงินที่แท้จริง ถึงขนาด ทิศทาง ระยะเวลา ความคงอยู่ (Persistence) และสัดส่วนของผลกระทบที่มีต่อดัชนีค่าเงินที่แท้จริง

เนื่องจากความสัมพันธ์ของตัวแปรแต่ละตัวมีความสัมพันธ์ที่ไม่แน่นอน และส่งผลกระทบระหว่างกันทั้งทางตรงและทางอ้อม ข้อสมมติประการหนึ่งที่จำเป็นและเหมาะสมต่อการศึกษาในครั้งนี้ คือ ตัวแปรแต่ละตัวจะไม่ส่งผลกระทบต่อตัวแปรตัวอื่นในช่วงเวลาเดียวกัน หรือไม่ส่งผลกระทบอย่างทันทีเมื่อตัวแปรหนึ่งเปลี่ยนแปลง เพราะการตอบสนองต่อ Shock ที่เกิดขึ้นและที่มีผลต่อตัวแปรต่างๆในระบบเศรษฐกิจนั้นยังมีความล่าช้า (Non-Contemporaneous Effect)

เราสร้างแบบจำลองของเวกเตอร์นี้ในรูปของค่าที่ผ่านมาในอดีตของเวกเตอร์ดังกล่าวนี้ ผลที่ได้ก็คือ Vector Autoregression (VAR) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$y_t = m 2 A_1 y_{t41} 2 A_2 y_{t42} 2 \ldots 2 A_p y_{t4p} 2 \kappa_t \qquad (3.10)$$

Ender (1995) ได้ยกตัวอย่างระบบอย่างง่ายที่มีสองตัวแปรดังนี้

$$y_t \mid b_{10} 4 b_{12} z_t 2 \nu_{11} y_{t41} 2 \nu_{12} z_{t41} 2 \kappa_{yt} \qquad (3.11)$$

$$z_t \mid b_{20} 4 b_{21} y_t 2 \nu_{21} y_{t41} 2 \nu_{22} z_{t41} 2 \kappa_{zt} \qquad (3.12)$$

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved

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 ของแบบจำลองในการเขียนแบบจำลองให้อยู่ในรูปของ Vector Moving Average (VMA) ดังนี้

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

จากนั้นทำการหาตัวคูณ Multiplier ($\lambda_{ij}(i)$) ของค่าความผิดพลาด (κ_i) ในแบบจำลอง VMA ในแต่ละช่วงเวลา และนำตัวคูณนั้นมา Plot กราฟเทียบกับเวลา จะได้ IRF หลังจากที่ได้ IRF จะสามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรหนึ่งต่ออีกตัวแปรหนึ่งในแต่ละช่วงเวลา ซึ่งในการศึกษานี้ IRF สามารถบอกทิศทาง แนวโน้มการเปลี่ยนแปลงและขนาดของผลกระทบในแต่ละช่วงเวลาได้ โดยตัวแปรที่มีผลต่อ ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง ที่สำคัญ คือ ความหนืดของ ดัชนีค่าเงินที่แท้จริง(Persistence) และตัวแปรอื่น

3.2.4.2 การวิเคราะห์การแยกส่วนของความแปรปรวน (Variance Decomposition)

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

เพราะฉะนั้น ส่วนประกอบของความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จะบอกเราเกี่ยวกับสัดส่วนของการเคลื่อนไหวในหนึ่ง sequence อันเนื่องมาจาก shocks ของตัวแปรนั้นเอง เมื่อเทียบกับ shocks อันเนื่องมาจากตัวแปรอื่น โดยการพิจารณาสัดส่วนของผลกระทบของตัวแปร

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
Copyright© by Chiang Mai University
All rights reserved