# การพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทยในระยะสั้น ด้วยแบบจำลอง Bridge


โดย

นายจิรวัฒน์ ภู่งาม


วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต
คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
ปีการศึกษา 2558

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

# พยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทยในระยะสั้น ด้วยแบบจำลอง Bridge


โดย

นายจิรวัฒน์ ภู่งาม



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต
คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์
ปีการศึกษา 2558



ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

# NOWCASTING THAILAND's GROSS DOMESTIC PRODUCT USING A BRIDGE MODEL

BY

MR. JIRAWAT POONGAM

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS

FOR THE DEGREE OF MASTER OF ECONOMICS

FACULTY OF ECONOMICS

THAMMASAT UNIVERSITY

ACADEMIC YEAR 2015

COPYRIGHT OF THAMMASAT UNIVERSITY

มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

คณะเศรษฐศาสตร์

วิทยานิพนธ์

ของ

นายจิรวัฒน์ ภู่งาม

เรื่อง

การพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทยในระยะสั้นด้วยแบบจำลอง Bridge

ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติ ให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต

เมื่อวันที่ 29 มกราคม พ.ศ. 2559

ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ _____

(ดร.ภาวิน ศิริประภานุกูล)

กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ _____

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พิสุทธิ์ กุลธนวิทย์)

กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ _____

(ดร.บวร วิเชียรสินธุ์)

คณบดี _____

(ศาสตราจารย์ ดร.สกนธ์ วรัญญูวัฒนา)

| | |
|---|---|
| หัวข้อวิทยานิพนธ์ | การพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทยในระยะสั้นด้วยแบบจำลอง Bridge |
| ชื่อผู้เขียน | นายจิรวัฒน์ ภู่งาม |
| ชื่อปริญญา | เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต |
| สาขาวิชา/คณะ/มหาวิทยาลัย | สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์<br>คณะเศรษฐศาสตร์<br>มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ | ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พิสุทธิ์ กุลธนวิทย์ |
| ปีการศึกษา | 2558 |

## บทคัดย่อ

งานศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ในการนำข้อมูลรายเดือนมาใช้เพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทย ด้วยแบบจำลอง Bridge ซึ่งเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงที่เชื่อม “bridge” ระหว่างตัวแปรอธิบายที่มีความถี่สูง เช่น ข้อมูลรายเดือน กับตัวแปรตามที่มีความถี่ต่ำ เช่น ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ ที่เป็นข้อมูลรายไตรมาส และทำการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ ด้วยโปรแกรม GROCER ที่มีพื้นฐานบนวิธี General-to-specific approach (Gets) จากนั้นทดสอบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับแบบจำลองอ้างอิง (แบบจำลอง Autoregressive และ Random Walk) โดยทำการ Out-of-sample forecast ที่สมมติให้ทำการพยากรณ์ทุกสิ้นเดือน และสมมติให้มีการเผยแพร่ข้อมูลเป็นไปตามเวลาจริงที่คำนึงถึงความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลอง Bridge มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิงในทุกกรณี

**คำสำคัญ:** การพยากรณ์, ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ, แบบจำลอง Bridge, ชุดข้อมูลมีความถี่ต่างกัน, ปัญหาความไม่สมดุลของชุดข้อมูล, ความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล, General-to-specific approach, การเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ

| | |
|---|---|
| Thesis Title | Nowcasting Thailand's Gross Domestic Product using A Bridge Model |
| Author | Mr. Jirawat Poongam |
| Degree | Master of Economics |
| Major Field/Faculty/University | Economics<br>Faculty of Economics<br>Thammasat University |
| Thesis Advisor | Assistant Professor Dr.Pisut Kulthanavit |
| Academic Years | 2015 |


## ABSTRACT

This study aims to include the monthly data to improve predicting performance Thailand's GDP with Bridge model, a linear regression that 'bridges' monthly variables and quarterly GDP. Explanatory variables are specified by using a general-to-specific approach implemented in an automated way by GROCER program. An out-of-sample forecast study is carried out to assess the forecasting performance of GDP, by taking publication lags into account and assumed that GDP is forecasted at the end of every month. It turns out that all cases of Bridge model outperform benchmark models.



**Keywords:** Forecasting, Gross Domestic Product, Bridge Models, Mixed-frequency data, Ragged-edge Data, Publication Lags, General-to-Specific Approach, Automatic Model Selection

# กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ลุล่วงได้เป็นอย่างดี อันเนื่องมาจากการสนับสนุนของผู้ทรงคุณวุฒิทั้งสามท่าน ขอขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.พิสุทธิ์ กุลธนวิทย์ ที่เสียสละเวลาอันมีค่า คอยแนะนำ แก้ไขจุดบกพร่อง ชี้แนะแนวทาง และอื่นๆอีกมากมายตลอดช่วงระยะเวลาที่ผ่านมา ช่วยให้ผู้ศึกษาได้หลักคิดในการทำวิจัย อีกทั้งการนำงานวิจัยไปประยุกต์ใช้จริง ขอขอบพระคุณ อาจารย์ ดร.ภาวิน ศิริประภานุกูล ประธานกรรมการวิทยานิพนธ์ และอาจารย์ ดร.บวร วิเชียรสินธุ์ คณะกรรมการวิทยานิพนธ์ ที่ได้ช่วยชี้ให้เห็นถึงหลักแนวคิดที่สำคัญของงานวิจัย จุดบกพร่องที่ต้องได้รับการแก้ไข และช่วยเติมเต็มวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ให้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ ศ.ดร.พรายพล คุ้มทรัพย์ ที่ให้โอกาสผู้ศึกษาได้เรียนรู้ประสบการณ์ทำงาน การทำวิจัย และอื่นๆอีกมากมาย ถือเป็นประสบการณ์อันมีค่าในช่วงหนึ่งของชีวิต ขอขอบพระคุณคณาจารย์จากคณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ทั้งท่านที่สอนผ่านการบรรยาย หรือสอนผ่านหนังสืออันทรงคุณค่า ช่วยให้ผู้ศึกษาเรียนรู้หลักวิชาเศรษฐศาสตร์ ซึ่งเป็นศาสตร์ที่ผสมผสานระหว่างวิทยาศาสตร์และสังคมศาสตร์อย่างลงตัว และสามารถประยุกต์ใช้กับชีวิตประจำวันได้จริง สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณ พ่อ แม่ และญาติพี่น้องทุกท่าน ผู้ซึ่งให้ทุกสิ่งทุกอย่างที่จะสามารถมอบให้กับผู้ศึกษาได้โดยไม่คิดแม้แต่เสี้ยววินาทีเดียวว่าจะได้รับผลตอบแทนอื่นใด คอยเป็นห่วง ให้กำลังใจ อีกทั้งเป็นแหล่งเงินทุนสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้อีกด้วย

หากงานศึกษานี้จะเป็นประโยชน์ต่อสังคม หรือต่อหลักวิชาเศรษฐศาสตร์ ผู้ศึกษาขอมอบความดีให้กับทุกท่านที่ได้กล่าวไปข้างต้น แต่หากงานศึกษานี้มีข้อผิดพลาดหรือจุดบกพร่องประการใด ผู้ศึกษาขอน้อมรับข้อผิดพลาดดังกล่าวไว้แต่เพียงผู้เดียว และขออภัยมา ณ ที่นี้ด้วย

นายจิรวัฒน์ ภู่งาม
มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

# สารบัญ


หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย (1)

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ (2)

กิตติกรรมประกาศ (3)

สารบัญตาราง (8)

สารบัญภาพ (9)

รายการสัญลักษณ์และคำย่อ (10)

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 1
1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา 5
1.3 ขอบเขตการศึกษา 5
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับจากการศึกษา 5

บทที่ 2 วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 6

2.1 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับวิธีที่ใช้ในการศึกษา 6
2.1.1 แบบจำลอง Bridge 6
2.1.1.1 เลือกตัวแปรอธิบายเอง 7
2.1.1.2 เลือกตัวแปรอธิบายโดยอัตโนมัติ (Gets) 8

2.1.2 แบบจำลอง Mixed Data Sampling (MIDAS) 10
2.1.3 แบบจำลอง Mixed Frequency VAR (MF-VAR) 13
2.1.4 แบบจำลอง Mixed Frequency Factor (MF-Factor) 17
2.1.5 งานศึกษาที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ GDP ของไทยในอดีต 20
2.2 เปรียบเทียบวิธีที่ใช้ในการศึกษา 22

บทที่ 3 วิธีการศึกษา 26

3.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา 26
3.1.1 แบบจำลอง Bridge 26
3.1.2 กระบวนการเลือกตัวแปรอัตโนมัติ (Gets) 30
3.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ 34
3.2.1 แบบจำลองอ้างอิง (Benchmark models) 34
3.2.1.1 แบบจำลอง Autoregressive (AR) 35
3.2.1.2 แบบจำลอง Random Walk (RW) 35
3.2.2 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ 35
3.2.2.1 Root-mean-square error (RMSE) 35
3.2.2.2 Modified Diebold-Mariano tests 36
3.3 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา 37

บทที่ 4 ผลการศึกษาและอภิปรายผล 41

4.1 การประมาณการแบบจำลอง Bridge ในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) 41
4.1.1 แบบจำลอง Bridge 1 42
4.1.2 แบบจำลอง Bridge 2 43
4.1.3 แบบจำลอง Bridge 3. 44
4.1.4 แบบจำลอง Bridge 4 45
4.2 การพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-sample forecast) 46

4.2.1 การพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือน 47
4.2.1.1 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) 47
4.2.1.2 แบบจำลองรายเดือนของมูลค่าการส่งออก (EX) 48
4.2.1.3 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีชี้นำของจีน (CHLEAD) 48
4.2.1.4 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) 49
4.2.1.5 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐ (USPM) 49
4.2.1.6 แบบจำลองรายเดือนของตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจ สหภาพยุโรป (EUES) 49
4.2.1.7 แบบจำลองรายเดือนของอัตราแลกเปลี่ยน ในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ (EXR) 50
4.2.1.8 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER) 50
4.2.2 ผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP 52
4.2.2.1 ผลพยากรณ์แบบจำลอง Bridge 1 52
4.2.2.2 ผลพยากรณ์แบบจำลอง Bridge 2 55
4.2.2.3 ผลพยากรณ์แบบจำลอง Bridge 3 57
4.2.2.4 ผลพยากรณ์แบบจำลอง Bridge 4 60
4.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ 62
4.2.3.1 ผลพยากรณ์แบบจำลองอ้างอิง 62
4.2.3.2 เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลองอ้างอิง 64
4.3 วิเคราะห์ผลที่ได้จากการศึกษา 68

บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ 72

5.1 สรุปผลการศึกษา 72
5.2 ข้อเสนอแนะ 75
5.2.1 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย 75
5.2.2 ข้อเสนอแนะในการศึกษาครั้งต่อไป 75

รายการอ้างอิง 76

ภาคผนวก


ภาคผนวก ก วิธี Cross-block algorithm 83

ภาคผนวก ข แบบทดสอบ Specification tests 85

ภาคผนวก ค ผลการศึกษากรณีเลือกแบบจำลองในกลุ่มตัวอย่างเดือน มกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 88

ภาคผนวก ง แบบจำลอง Bridge และแบบจำลอง Autoregressive 117

ภาคผนวก จ แบบจำลอง ARMA สำหรับตัวแปรอธิบายรายเดือน 122

ประวัติผู้ศึกษา 131

# สารบัญตาราง


| ตารางที่ | หน้า |
|---|---|
| 2.1 เปรียบเทียบแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาข้อมูลความถี่ต่างกัน | 24 |
| 3.1 แสดงลักษณะการพยากรณ์ ณ เวลาที่แตกต่างกัน | 29 |
| 3.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา | 38 |
| 3.3 ค่าสหสัมพันธ์ของข้อมูล | 39 |
| 4.1 ค่า Adjusted R-squared และผลการทดสอบ Specification tests | 46 |
| 4.2 เปรียบเทียบค่า RMSE ในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือน | 52 |
| 4.3 แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 1 เทียบแบบจำลองอ้างอิง | 65 |
| 4.4 แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 2 เทียบแบบจำลองอ้างอิง | 66 |
| 4.5 แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 3 เทียบแบบจำลองอ้างอิง | 67 |
| 4.6 แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 4 เทียบแบบจำลองอ้างอิง | 67 |
| 4.7 ผลทดสอบ Modified Diebold-Mariano test | 68 |
| 4.8 เปรียบเทียบค่า RMSE จากแบบจำลองต่างๆ | 69 |
| 4.9 เปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์ จากแบบจำลองต่างๆ | 71 |

# สารบัญภาพ


| ภาพที่ | หน้า |
|---|---|
| 1.1 แสดงตัวอย่างความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล | 1 |
| 1.2 ลักษณะข้อมูลทุติยภูมิที่สำคัญของไทยในช่วง พ.ศ.2554 ถึง พ.ศ.2555 | 2 |
| 3.1 ข้อมูลรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์ย้อนหลัง กรณีที่ 3 | 28 |
| 3.2 ข้อมูลรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์ปัจจุบัน กรณีที่ 1 | 28 |
| 3.3 ผังงาน (Flowchart) ของอัลกอริธึมรุ่นที่ 3 (Autometrics) | 31 |
| 3.4 แผนภาพต้นไม้กระบวนการค้นหาแบบ Tree search | 33 |
| 3.5 เปรียบเทียบความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล | 39 |
| 4.1 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 0 | 53 |
| 4.2 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 1 | 53 |
| 4.3 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 2 | 54 |
| 4.4 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 3 | 54 |
| 4.5 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 0 | 55 |
| 4.6 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 1 | 56 |
| 4.7 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 2 | 56 |
| 4.8 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 3 | 57 |
| 4.9 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 0 | 58 |
| 4.10 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 1 | 58 |
| 4.11 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 2 | 59 |
| 4.12 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 3 | 59 |
| 4.13 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 0 | 60 |
| 4.14 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 1 | 61 |
| 4.15 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 2 | 61 |
| 4.16 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 3 | 62 |
| 4.17 ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง AR และ RW | 64 |
| 4.18 เปรียบเทียบค่า RMSE จากแบบจำลองต่างๆ | 69 |
| 4.19 เปรียบเทียบค่า RMSE จากกรณีต่างๆของแบบจำลอง Bridge | 70 |

# รายการสัญลักษณ์และคำย่อ

| สัญลักษณ์/คำย่อ | คำเต็ม/คำจำกัดความ |
|---|---|
| GDP | ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ |
| MPI | ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม |
| Gets | General-to-specific approach |
| GUM | General Unrestricted Model/แบบจำลองไร้ข้อจำกัด |
| AR | Autoregressive model |
| RMSE | Root-mean-square error |
| BIC | Schwarz-Bayesian Information Criteria |
| ADF | Augmented Dickey-Fuller |
| SA | Seasonal adjusted/การปรับฤดูกาล |
| %MoM | Month-on-Month/อัตราการเปลี่ยนแปลงเดือนต่อเดือน |
| %QoQ | Quarter-on-Quarter/อัตราการเปลี่ยนแปลงไตรมาสต่อไตรมาส |
| %YoY | Year-on-Year/อัตราการเปลี่ยนแปลงปีต่อปี |

# บทที่ 1
# บทนำ

## 1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

สถานการณ์ปัจจุบันของระบบเศรษฐกิจเป็นเรื่องสำคัญของทุกภาคส่วน ตั้งแต่ผู้กำหนดนโยบาย เช่นภาครัฐ ซึ่งข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) เป็นหนึ่งในข้อมูลที่สามารถบ่งบอกสถานการณ์ของระบบเศรษฐกิจได้เป็นอย่างดี แต่เนื่องจากข้อมูล GDP เป็นข้อมูลรายไตรมาส ซึ่งถือว่าเป็นข้อมูลที่มีความถี่ในการเผยแพร่ข้อมูลที่ต่ำ เมื่อเทียบกับข้อมูลรายเดือนหรือรายวัน และข้อมูล GDP เป็นข้อมูลที่มีความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลสูง (Publication lags) ประมาณ 45 วันหลังจากสิ้นสุดไตรมาสนั้นๆ ซึ่งผลของความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลที่สูงนี้ทำให้ผู้กำหนดนโยบายขาดข้อมูลที่เพียงพอในการตัดสินใจเชิงนโยบาย หรือหากรอข้อมูลเผยแพร่อาจทำให้ดำเนินนโยบายช้ากว่าที่ควร และเกิดผลเสียตามมาได้

ภาพที่ 1.1
ตัวอย่างความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล

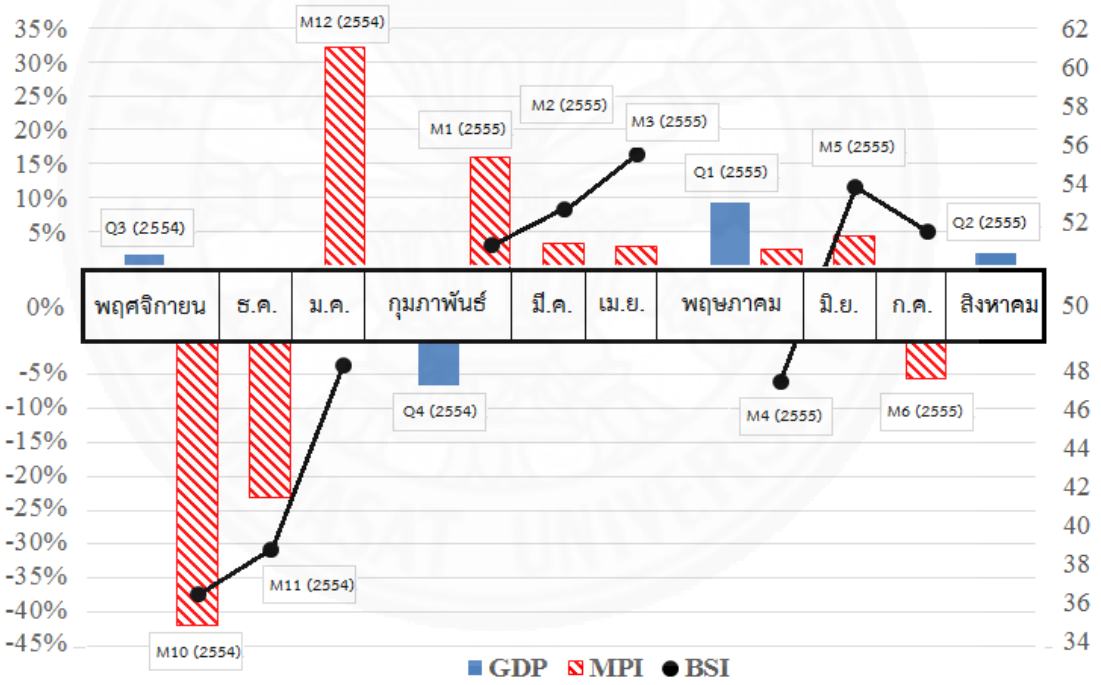
ที่มา: สภาพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม รวบรวมโดยผู้ศึกษา

ลักษณะการเผยแพร่ข้อมูล GDP สามารถอธิบายได้จากภาพที่ 1.1 ข้อมูล GDP ของไตรมาสที่ 1 มีการรายงานอย่างเป็นทางการประมาณกลางเดือนที่ 2 ของไตรมาสที่ 2 (กลางเดือนพฤษภาคม) หรือประมาณ 45 วันหลังจากวันสิ้นไตรมาสที่ 1 (สิ้นเดือนมีนาคม) สมมติผู้กำหนดนโยบายต้องการพยากรณ์ข้อมูล GDP ของไตรมาสที่ 1 ณ สิ้นเดือนมีนาคม พ.ศ.2558 ถือเป็นการ

พยากรณ์ปัจจุบัน (Nowcasting)[1] ซึ่งหากเป็นการพยากรณ์โดยทั่วไปจะใช้ข้อมูลรายไตรมาส ซึ่งข้อมูลไตรมาสล่าสุดจะเป็นข้อมูลของไตรมาสที่ 4 ของปี พ.ศ.2557 แต่จากภาพที่ 1.1 พบว่าเราสามารถนำข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index: MPI) ที่เป็นข้อมูลรายเดือนของเดือนมกราคม (MPI M1) และเดือนกุมภาพันธ์ (MPI M2) พ.ศ.2558 มาช่วยในการพยากรณ์ GDP ของไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ.2558 ได้ ซึ่งเป็นข้อดีในการเพิ่มข้อมูลที่เกี่ยวข้องมาใช้ในการพยากรณ์ เพราะหากเศรษฐกิจหลังจากปี พ.ศ.2557 แตกต่างจากต้นปี พ.ศ.2558 อย่างมีนัยสำคัญ ข้อมูล MPI จะสามารถช่วยส่งสัญญาณการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นได้ ยกตัวอย่างเหตุการณ์จริงที่เกิดขึ้นกับประเทศไทย เหตุการณ์อุทกภัยปี พ.ศ. 2554 กับประโยชน์ในการนำข้อมูลรายเดือนมาช่วยในการพยากรณ์

ภาพที่ 1.2

ลักษณะข้อมูลทุติยภูมิที่สำคัญของไทยในช่วง พ.ศ.2554 ถึง พ.ศ.2555




ที่มา : สภาพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม และธนาคารแห่งประเทศไทย รวบรวมโดยผู้ศึกษา

แกนซ้ายแสดงอัตราการเปลี่ยนแปลงของ GDP ที่แท้จริง แบบไตรมาสปัจจุบันเทียบไตรมาสที่แล้ว (QoQ) และ MPI แบบเดือนปัจจุบันเทียบเดือนที่แล้ว (MoM) ในรูปของร้อยละ ขณะที่

[1] การพยากรณ์ไตรมาสที่ 1 จะเรียกว่าการพยากรณ์ปัจจุบัน (Nowcasting) ก็ต่อเมื่อพยากรณ์ ณ เดือนมกราคม กุมภาพันธ์ และมีนาคม

แกนขวาแสดงดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment index: BSI) ซึ่งหากค่าเท่ากับ 50 หมายถึง ความเชื่อมั่นทางธุรกิจทรงตัว มากกว่า 50 ดีขึ้น และน้อยกว่า 50 แย่ลง ซึ่งจากภาพที่ 1.2 ได้บอกข้อมูลดังนี้

ประมาณกลางเดือน พฤศจิกายน พ.ศ.2554 มีการรายงานข้อมูล GDP ไตรมาสที่ 3 ของปี พ.ศ.2554 เปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นร้อยละ 1.6 จากไตรมาสที่แล้ว

ณ สิ้นเดือน พฤศจิกายน พ.ศ.2554 มีการรายงานข้อมูล MPI และ BSI ของเดือนตุลาคม พ.ศ.2554 โดย MPI เปลี่ยนแปลงลดลงจากเดือนที่แล้วร้อยละ 42 และค่า BSI อยู่ที่ 36.7 ต่ำกว่า 50 อยู่มาก แสดงถึงเศรษฐกิจแย่ลงมาก

ณ สิ้นเดือน ธันวาคม พ.ศ.2554 มีการรายงานข้อมูล MPI และ BSI ของเดือนพฤศจิกายน พ.ศ.2554 โดย MPI เปลี่ยนแปลงลดลงจากเดือนที่แล้วร้อยละ 23 และค่า BSI อยู่ที่ 39 ยังคงต่ำกว่า 50 อยู่มาก และแสดงถึงเศรษฐกิจยังคงแย่ลง เป็นต้น

เหตุการณ์อุทกภัยดังกล่าวกระทบกับเศรษฐกิจของประเทศอย่างชัดเจนในไตรมาสที่ 4 ของปี พ.ศ.2554 นั่นคือ GDP ลดลงกว่าร้อยละ 6.5 เมื่อเทียบกับไตรมาสที่แล้ว และกลับมาทรงตัวดีขึ้นในไตรมาสที่ 1 ของปี พ.ศ.2555 นั่นคือเพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เมื่อเทียบกับไตรมาสก่อนหน้าซึ่งถือเป็นจุดเปลี่ยนที่สำคัญของประเทศไทย ดังนั้นการพยากรณ์ข้อมูล GDP ของไตรมาสที่ 4 โดยทั่วไปที่ใช้ข้อมูลตั้งแต่อดีตถึงข้อมูลไตรมาสที่ 3 นั้นอาจไม่แม่นยำเพียงพอเพราะไม่มีข้อมูลที่คำนึงถึงผลกระทบของอุทกภัยที่เกิดขึ้น ซึ่งจะเห็นว่าข้อมูล MPI และ BSI ของเดือนตุลาคม และพฤศจิกายนเป็นข้อมูลที่คำนึงถึงผลกระทบดังกล่าว และข้อมูลของเดือนธันวาคมยังสะท้อนการกลับมาของเศรษฐกิจหลังจากเกิดผลกระทบอีกด้วย

วิธีการพยากรณ์ GDP รายไตรมาส ด้วยข้อมูลรายเดือนที่มีความถี่สูงกว่า จะต้องเผชิญกับปัญหาข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed frequency data) และปัญหาความไม่สมดุลของชุดข้อมูล (Ragged-edge data) อันเนื่องมาจากความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล ซึ่งจากงานศึกษาในอดีตมีหลายวิธีที่นำมาใช้ในการศึกษาเมื่อเผชิญกับปัญหาทั้งสองดังกล่าว โดยแบ่งออกเป็น

1. วิธีเชิงเดี่ยว (Univariate approach) เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแบบทางเดียว นั่นคือเราสามารถวิเคราะห์ได้เพียงว่าเมื่อตัวแปรอธิบายเปลี่ยนแปลงไป จะส่งผลกระทบอย่างไรกับตัวแปรตามเมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นคงที่ แต่ไม่สามารถวิเคราะห์ในทางกลับกันได้ ได้แก่ 1.แบบจำลอง Bridge เช่นงานศึกษา Barhoumi et al. (2012) 2.แบบจำลอง Mixed-Data Sampling (MIDAS) เช่นงานศึกษา Clements and Galvão (2008)

2. วิธีเชิงพหุ (Multivariate approach) เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแบบร่วมกันกำหนดในรูปแบบ State space ประกอบด้วย 2 แบบจำลองหลัก 1) แบบจำลอง

Mixed frequency VARs (MF-VAR) เช่นงานศึกษา Mariano and Murasawa (2010) และ 2) แบบจำลอง Mixed frequency Factor เช่นงานศึกษา Camacho and Perez-Quiros (2010)

งานศึกษานี้ต้องการทดสอบว่าการนำข้อมูลรายเดือนทั้งที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) ข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลทางการเงิน (Financial data) มาใช้ในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ด้วยแบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ จะสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์หรือไม่ การเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติมีพื้นฐานอยู่บน General-to-specific approach (Gets)[2] เป็นวิธีที่นำเสนอโดย Hendry (1979) ซึ่งปรับให้อยู่ในรูปแบบอัตโนมัติโดย Hoover and Perez (1999) และถือว่าเป็นอัลกอริธึมรุ่นแรก โดย Krolzig and Hendry (2001) ได้ปรับปรุงพัฒนาเป็นอัลกอริธึมรุ่นสอง และพัฒนาเป็นอัลกอริธึมรุ่นที่สามโดย Doornik (2009) การเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติจะทำผ่านโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปที่มีชื่อว่า GROCER[3] ข้อดีของวิธีการนี้คือ สามารถประมาณการสมการใหม่ได้อย่างรวดเร็ว หากมีการปรับเปลี่ยนข้อมูลที่จัดเก็บโดยหน่วยงาน (Data revision) หรือมีการเปลี่ยนวิธีการปรับฤดูกาลของข้อมูล (X-12 หรือ X-13) อีกทั้งยังสามารถตีความทางเศรษฐศาสตร์ได้

ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่

1. ข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) ประกอบด้วย ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) การส่งออก (EX) และดัชนีชี้นำของจีน (CHLEAD)

2. ข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) ประกอบด้วย ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) ดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ (USPM) และตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป (EUES)

3. ข้อมูลทางการเงิน (Financial data) คือ อัตราแลกเปลี่ยน (EXR) และดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER)

---

[2] อีกวิธีหนึ่งที่งานศึกษาในอดีตใช้ในการเลือกตัวแปรอธิบายคือวิธี RETINA (Relevant Transformation of the Inputs Network Approach) ซึ่งเป็นวิธีที่มีพื้นฐานอยู่บน Specific-to-general

[3] GROCER เป็นโปรแกรมที่พัฒนาโดย Éric Dubois และ Emmanuel Michaux ซึ่งเป็นส่วนขยายจากโปรแกรม Scilab รายละเอียด http://dubois.ensae.net/grocer.html

การเลือกข้อมูลที่เกี่ยวข้องในการพยากรณ์ปัจจุบัน หรือการพยากรณ์ระยะสั้นนั้น ต้องคำนึงถึงความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล นอกเหนือจากความสัมพันธ์กันกับผลิตภัณฑ์มวลรวม โดยเลือกข้อมูลที่มีความล่าช้าในการเผยแพร่ที่น้อย เป็นข้อมูลที่มีความเป็นปัจจุบัน (Timely updated information) ซึ่งจะช่วยให้สามารถนำข้อมูลดังกล่าวมาใช้ในการพยากรณ์ได้อย่างรวดเร็ว เช่น ข้อมูลดัชนีค้าส่ง (Wholesale index) ที่รายงานโดยธนาคารแห่งประเทศไทย มีความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลประมาณ 60 วัน จึงไม่ได้นำข้อมูลในส่วนนี้มาพิจารณาร่วมในการพยากรณ์ เนื่องจากเกณฑ์ที่ใช้ในงานศึกษานี้คือไม่เกิน 30 วัน

**1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา**

1. การนำข้อมูลที่มีความถี่รายเดือนมาช่วยในการพยากรณ์ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศซึ่งเป็นข้อมูลความถี่รายไตรมาส ด้วยแบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติ จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง (Benchmark model) ได้แก่ แบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Random Walk (RW) หรือไม่

2. เพื่อทดสอบว่าตัวแปรอธิบายรายเดือนใดบ้างที่สำคัญต่อการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทย

**1.3 ขอบเขตการศึกษา**

ศึกษาการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทยระยะสั้น โดยทำการพยากรณ์ไตรมาสปัจจุบัน (Current Quarter) ด้วยข้อมูลรายเดือน ประกอบด้วย ข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) ข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลทางการเงิน (Financial data) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 ทั้งนี้ แบบจำลอง Bridge มีข้อจำกัดในการใช้สำหรับพยากรณ์ในระยะสั้นเท่านั้น

**1.4 ประโยชน์ได้รับจากการศึกษา**

สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศของไทยในระยะสั้น (Nowcasting) จากการนำข้อมูลรายเดือนมาช่วยในการพยากรณ์ และเป็นข้อมูลที่มีการเผยแพร่ก่อน เพื่อความเป็นปัจจุบันของข้อมูล (Timely update information)

# บทที่ 2
# วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

## 2.1 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับวิธีที่ใช้ในการศึกษา

การศึกษาสมการถดถอยโดยทั่วไป (Regression models) จะใช้ชุดข้อมูลที่มีความถี่เดียวกัน โดยมีปรับแต่งข้อมูลหากข้อมูลมีความถี่ต่างกันด้วยวิธีพื้นฐาน เช่น การเฉลี่ยข้อมูล เพื่อให้อยู่ในความถี่เดียวกัน ยกตัวอย่าง การข้อมูลรายเดือนมาเฉลี่ยเป็นข้อมูลรายไตรมาส ซึ่งการทำในลักษณะแบบนี้จะเป็นการละทิ้งข้อมูลที่มีประโยชน์ไป และเป็นการเพิ่ม Mis-specification เข้ามาในแบบจำลอง พิจารณาการนำข้อมูลรายเดือนมาช่วยในประมาณการผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศที่เป็นข้อมูลรายไตรมาส จะต้องเผชิญปัญหา 2 ประการด้วยกัน 1) ปัญหาของชุดข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed-frequency data) 2) ปัญหาความไม่สมดุลกันของชุดข้อมูล (Ragged-edge data) อันเนื่องมาจากความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล (Publication lags)

วิธีการศึกษาต่อไปนี้เป็นวิธีที่ใช้กับข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน และสามารถเผชิญกับปัญหา 2 ประการข้างต้น ได้แก่ 1.แบบจำลอง Bridge 2.แบบจำลอง Mixed-Data Sampling (MIDAS) 3.แบบจำลอง Mixed frequency VARs (MF-VAR) และ 4.แบบจำลอง Factor models

### 2.1.1 แบบจำลอง Bridge

แบบจำลอง Bridge เป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงที่เชื่อม “bridge” ระหว่างตัวแปรอธิบายที่มีความถี่สูง เช่น ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (ข้อมูลรายเดือน) กับตัวแปรตามที่มีความถี่ต่ำ เช่น ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (ข้อมูลรายไตรมาส) โดยแบบจำลอง Bridge นี้จะมีลักษณะเป็นแบบจำลองสถิติมากกว่าเป็นแบบจำลองทางเศรษฐศาสตร์ เนื่องจาก ตัวแปรอธิบายที่เกี่ยวข้องจะถูกนำเข้ามารวมในแบบจำลองอันเนื่องมาจากตัวแปรนั้นมีความเป็นปัจจุบัน (Timely updated information) มากกว่าจากความสัมพันธ์เชิงเหตุผลทางเศรษฐศาสตร์

วิธีการประมาณการแบบจำลอง Bridge แบ่งออกได้เป็น 3 วิธีหลัก 1) เลือกตัวแปรอธิบายเอง เป็นการกำหนดตัวแปรอธิบายที่จะใช้ในการประมาณการแบบจำลอง Bridge ก่อนตามประสบการณ์ของผู้ออกแบบ ซึ่งมีหลายสมการ จากนั้นพยากรณ์สมการดังกล่าวแล้วนำผลการพยากรณ์มาเฉลี่ย 2) เลือกตัวแปรอธิบายโดยอัตโนมัติ (General-to-specific approach: Gets) เป็นการสร้างสมการหลักหรือแบบจำลอง Bridge ขึ้นมาสมการเดียว ซึ่งมีวิธีการเลือกตัวแปรอธิบายโดยใช้วิธี General-to-specific approach (Gets) และ 3) Bridging with factor เป็นการสร้างปัจจัยร่วมของตัวแปรอธิบาย (Common factor) ขึ้นมาจากตัวแปรอธิบายหลายๆตัว ซึ่งจะใช้เป็นตัวแทน

ของตัวแปรอธิบายนั้นๆ ก่อนที่จะนำ ปัจจัยร่วมดังกล่าวมาใช้เป็นตัวแปรอธิบายในการสร้างสมการ Bridge ซึ่งวิธีที่สามนี้จะลงรายละเอียดในหัวข้อ 2.1.4 Mixed-Frequency Factor Models

2.1.1.1 เลือกตัวแปรอธิบายเอง

เป็นวิธีที่ผู้ศึกษากำหนดตัวแปรอธิบายที่ใช้ในแบบจำลองเอง ขึ้นอยู่กับทฤษฎีและประสบการณ์ของผู้ศึกษา มีเพียงสมการเดียวหรือหลายสมการ หรืออาจกำหนดสมการละหนึ่งตัวแปรอธิบายก็ได้ จากนั้นเฉลี่ยค่าพยากรณ์ที่ได้จากแต่ละสมการ หากทำการออกแบบหลายสมการ

ยกตัวอย่างงานศึกษา Rünstler and Sédillot (2003) พยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวม Euro area ในระยะสั้นด้วยแบบจำลอง Bridge โดยทำการประมาณการหลายวิธีประกอบด้วย Step-wise, Composite indicators และ Composite indices เปรียบเทียบกับแบบจำลองอ้างอิง Naïve และ ARIMA พบว่าแบบจำลอง Bridge มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า โดยเฉพาะแบบจำลอง Bridge ที่มีพื้นฐานบนข้อมูลผลผลิตอุตสาหกรรม ข้อมูลขายปลีก หรือข้อมูลรถยนต์จดทะเบียน อีกทั้งเมื่อพิจารณาจากแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนที่ขาดหาย (Unobserved Monthly Indicators) พบว่าการพยากรณ์ข้อมูลรายเดือนที่ขาดหายด้วยแบบจำลองอนุกรมเวลาเชิงพหุ (Multivariate time series models) จะช่วยให้มีประสิทธิภาพกว่า

งานศึกษาในอดีตก็ได้มีการเปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge ที่มีวิธีการประมาณการแตกต่างกันออกไป เช่น Angelini et al. (2011) ที่ได้ทำการพยากรณ์ GDP ระยะสั้น ของ Euro area เช่นกัน แต่มีวิธีการประมาณการแบบจำลอง Bridge ด้วยวิธีที่แตกต่างกัน 3 วิธี ดังนี้ 1) แบบจำลอง Bridge based on Selected predictors (BES model) เป็นการสร้างแบบจำลอง bridge 12 สมการเพื่อพยากรณ์ GDP โดยตรง แล้วนำผลการพยากรณ์ทั้ง 12 สมการที่ได้มาเฉลี่ยอย่างง่าย โดยในแต่ละสมการจะประกอบด้วยตัวแปรอิสระที่ถูกเลือกมา (Selected) โดยผู้วิจัย 2) แบบจำลอง Bridge based on All predictors (BEA model) เป็นการสร้างแบบจำลอง bridge 85 สมการเพื่อพยากรณ์ GDP โดยตรง แล้วนำผลการพยากรณ์ทั้ง 85 สมการที่ได้มาเฉลี่ยอย่างง่าย โดยในแต่ละสมการประกอบด้วยตัวแปรอิสระ 1 ตัว ที่ไม่ซ้ำกัน และ 3) แบบจำลอง Bridging with factors (BF model) เป็นการสร้างปัจจัยร่วมกัน (Common factors) จากข้อมูลรายเดือนหลายๆตัว เพื่อใช้เป็นตัวแทนของตัวแปรอิสระในการพยากรณ์ GDP โดยใช้ข้อมูลรายเดือน 85 ตัว เหมือนกับที่ใช้ใน BEA model ซึ่งผลการศึกษาสรุปว่าแบบจำลอง Bridging with factors หรือ BF models มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีกว่า และงานศึกษายังพบด้วยว่า ข้อมูลที่ได้จากสำรวจมีประโยชน์ในการพยากรณ์ปัจจุบัน (Nowcasting)

ตัวอย่างสุดท้าย งานศึกษา Diron (2008) ไม่ได้เน้นไปที่การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์เหมือนงานศึกษาส่วนใหญ่ในอดีต แต่เน้นศึกษา 2 ส่วน 1) ความ

แตกต่างของข้อมูลที่ใช้ต่อผลการพยากรณ์ 2) ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ประกอบจากส่วนใดบ้าง โดยใช้ข้อมูลของยูโรโซน ในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลงผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศที่แท้จริง (Real GDP growth) ด้วยตัวบ่งชี้รายเดือน (monthly indicators) เช่น ผลผลิตอุตสาหกรรม (Industrial production), ค้าปลีก (Retail sales) และข้อมูลสำรวจ (Surveys) ด้วยแบบจำลอง Bridge เพื่อตอบสองคำถาม

คำถามแรก ทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์และข้อดีข้อเสียของการใช้ข้อมูลรายเดือนระหว่างข้อมูลกิจกรรมที่แท้จริง (Actual activity) เช่น ผลผลิตอุตสาหกรรม เทียบกับข้อมูลกิจกรรมทางอ้อม (Indirect indicators of activity) เช่น ข้อมูลสำรวจความเชื่อมั่น (Confidence surveys) และข้อมูลทางการเงิน (Financial variables) พบว่า ข้อมูลกิจกรรมที่แท้จริงมีข้อดีที่เป็นข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ใกล้เคียงหรือมีลักษณะการเคลื่อนไหวไปในทิศทางที่สอดคล้องกับผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ แต่มีข้อเสียคือ มีการปรับปรุงแก้ไขข้อมูล และความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลกิจกรรมทางอ้อม ไม่พบว่าการใช้ชุดข้อมูลที่แตกต่างกันนี้จะทำให้มีการพยากรณ์ที่แม่นยำขึ้นอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ อันเนื่องมาจากมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน

คำถามที่สอง ทำการแยกแหล่งที่มาของค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ออกเป็น 4 แหล่ง 1) ค่าผิดพลาดอันเนื่องมาจากการจับคู่กันอย่างไม่เหมาะสมระหว่างอัตราการเปลี่ยนแปลงผลิตภัณฑ์มวลรวมที่แท้จริงกับตัวบ่งชี้รายเดือน 2) ค่าผิดพลาดอันเนื่องมาจากความเข้าใจสมมติฐานที่ผิดพลาดของตัวบ่งชี้รายเดือนสำหรับเดือนที่ไม่มีข้อมูลในช่วงพยากรณ์ 3) ค่าผิดพลาดอันเนื่องมาจากการปรับปรุงตัวบ่งชี้รายเดือนใหม่ และ 4) ค่าผิดพลาดอันเนื่องมาจากการปรับปรุงข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ

2.1.1.2 เลือกตัวแปรอธิบายโดยอัตโนมัติ (Gets)

วิธีนี้เป็นการสร้างสมการ Bridge เพียงสมการเดียว และเลือกตัวแปรที่เกี่ยวข้องด้วยวิธีการที่เป็นไปแบบอัตโนมัติ ความสำคัญของการเลือกตัวแปรอธิบายโดยอัตโนมัติ คือ หากเรามีตัวแปรที่คาดว่าน่าจะเกี่ยวข้องในแบบจำลอง K ตัว ทำให้มีความเป็นไปได้ของแบบจำลองทั้งหมด $2^K$ แบบจำลอง ดังนั้นวิธีเลือกตัวแปรอธิบายโดยอัตโนมัติจะช่วยลดต้นทุนในการค้นหาแบบจำลองที่เหมาะสมได้ โดยวิธีที่นำมาใช้ในแบบจำลอง Bridge มี 2 วิธี

วิธีแรก General-to-specific approach (Gets) เป็นวิธีที่นำเสนอโดย David F. Hendry ซึ่งเขาได้พัฒนาและสนับสนุนการใช้วิธีดังกล่าวอยู่หลายปี และได้รวบรวมอยู่ในหนังสือ “Econometrics: Alchemy or Science?”, Hendry (2000) วิธีดังกล่าวได้พัฒนาให้อยู่ในรูปแบบอัตโนมัติโดย Hoover and Perez (1999) และถือว่าเป็น First-generation algorithm ซึ่งต่อมาทาง David F. Hendry และ Hans-Martin Krolzig ได้ปรับปรุงและพัฒนาอัลกอริธึม เรียกได้ว่าเป็น

Second-Generation algorithm เช่นงานศึกษา Krolzig and Hendry (2001) และเขาทั้งสองได้สร้างโปรแกรม PcGets ที่สามารถให้บุคคลทั่วไปใช้งานได้อีกด้วย ซึ่งในเวลาต่อมาทาง Jurgen A. Doornik กับ David F. Hendry ก็ได้ร่วมกันพัฒนาอัลกอริธึมเป็นรุ่นที่ 3 (Third-generation algorithm) ที่มีชื่อว่า Autometrics ดังแสดงรายละเอียดในงานศึกษา Doornik (2009)

หลักการพื้นฐานของวิธี General-to-specific คือ เริ่มจากแบบจำลองทั่วไปที่ประกอบด้วยตัวแปรต้นที่สอดคล้องกับตัวแปรตามที่เราสนใจ (General unrestricted model: GUM) จากนั้นค่อยๆนำตัวแปรที่ไม่เกี่ยวข้องออกโดยการทดสอบความมีนัยสำคัญของตัวแปร และทดสอบ Specification tests จนกระทั่งได้แบบจำลองดีที่สุดสำหรับข้อมูล in-sample

วิธีสอง Relevant transformation of the inputs network approach (RETINA) นำเสนอโดย Perez-Amaral et al. (2003) มีพื้นฐานบน Specific-to-general คือ เป็นวิธีที่ค่อยๆเพิ่มตัวแปรต้นที่เกี่ยวข้องเข้ามาในแบบจำลอง อย่างเป็นลำดับตามค่าสหสัมพันธ์กับตัวแปรตามจากมากไปน้อย จนกระทั่งได้แบบจำลองที่มีความสามารถในการพยากรณ์ out-of-sample ดีที่สุด

งานศึกษา Perez-Amaral et al. (2005) และ Castle (2005) ได้ทำการเปรียบเทียบ Gets กับ RETINA พบว่า วิธี Gets เหมาะสมกว่าเมื่อต้องการรูปแบบสมการที่สอดคล้องกับการตีความทางเศรษฐศาสตร์ เนื่องจากวิธี Gets จะเริ่มจากแบบจำลอง GUM ที่สร้างขึ้นโดยผู้วิจัยที่ออกแบบให้สอดคล้องกับทฤษฎีทางเศรษฐศาสตร์หรือแม้กระทั่งหลักฐานเชิงประจักษ์ในอดีต ขณะที่แบบจำลอง RETINA จะเริ่มต้นจากแบบจำลองที่ประกอบด้วยค่าคงที่และตัวแปรต้นที่มีสหสัมพันธ์มากที่สุด จากนั้นพิจารณาเพิ่มตัวแปรต้นตามลำดับด้วยค่าสหสัมพันธ์กับตัวแปรตามจากมากไปน้อย

งานศึกษานี้เป็นการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จึงต้องการแบบจำลองที่สามารถตีความทางเศรษฐศาสตร์ได้ ดังนั้นจึงเลือกใช้วิธี Gets เช่นเดียวกับงานศึกษาในอดีตที่เลือกวิธี Gets เพราะเหตุผลข้างต้น ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ GROCER[1]

สองงานศึกษาตัวอย่างต่อไปนี้จะใช้วิธี Gets ในการเลือกตัวแปร แต่ไม่ได้ระบุว่าใช้โปรแกรมอะไร ยกตัวอย่างเช่น Baffigi et al. (2004) ศึกษาความสามารถในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลงผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศที่แท้จริง (Real GDP growth) ของยูโรโซน, ฝรั่งเศส, เยอรมนี และอิตาลี ด้วยแบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอธิบายโดยวิธี General-to-specific

---

[1] โปรแกรมที่นิยมใช้อีกโปรแกรมคือ PcGets ซึ่งหยุดพัฒนาตั้งแต่ปี ค.ศ.2007 โดยนำฟังก์ชั่นดังกล่าวมาอยู่ใน PcGive Professional™ ตั้งแต่เวอร์ชั่น 12 ในปีเดียวกัน หนึ่งในผลิตภัณฑ์ OxMetrics™

methodology แต่ไม่ได้ระบุว่าได้ใช้โปรแกรมที่เป็นอัตโนมัติหรือไม่ ผลการศึกษาพบว่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ระยะสั้นของแบบจำลอง Bridge (1 และ 2 ไตรมาส) ดีกว่าแบบจำลองอ้างอิง (Benchmark models) ซึ่งประกอบด้วยแบบจำลอง Univariate or Multivariate statistical models และ Small structural model หรือจากงานศึกษาของ Golinelli and Parigi (2007) ที่พยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมกลุ่มประเทศ G7 (สหรัฐอเมริกา, ญี่ปุ่น, เยอรมนี, ฝรั่งเศส, สหราชอาณาจักร, อิตาลี และแคนาดา) ในระยะสั้น ด้วยวิธีการเดียวกัน เปรียบเทียบกับแบบจำลองอ้างอิง AR(5), อนุกรมเวลาเชิงเดี่ยว และอนุกรมเวลาเชิงซ้อน พบว่า แบบจำลอง Bridge มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีกว่า

แต่สำหรับงานศึกษาต่อไปนี้ได้ใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป GROCER ในการเลือกตัวแปรอธิบาย เช่น Antipa et al. (2012) พยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศเยอรมนี โดยทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge ที่ทำการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ ด้วยวิธี General-to-specific approach (Gets) กับแบบจำลอง Dynamic Factor model ที่มีการประมาณการแตกต่างกัน 3 วิธี ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลอง Bridge มีค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยกว่าแบบจำลอง Dynamic Factor model และเมื่องานศึกษาคำนึงถึงความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล เปรียบเทียบข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) มีความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลน้อยกว่าข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) เช่น ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Industrial production index: IPI) แต่เป็นข้อมูลการเคลื่อนไหวที่สอดคล้องกับ GDP มากกว่าข้อมูลที่ได้จากการสอบถามความคิดเห็น งานศึกษาพบว่าในช่วงระยะเวลาที่ยังไม่มีการเผยแพร่ข้อมูล IPI การนำข้อมูลที่ได้จากการสอบถามความคิดเห็น มาช่วยในการพยากรณ์จะช่วยให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น แต่หลังจากที่มีการเผยแพร่ข้อมูล IPI การนำข้อมูล IPI มาใช้ในการพยากรณ์จะมีประสิทธิภาพมากกว่า ดังนั้นทำให้สรุปได้ว่าการเปลี่ยนชุดสมการ Bridge ในแต่ละช่วงระยะเวลาให้สอดคล้องกับข้อมูลที่เป็นปัจจุบัน มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากกว่าคงรูปแบบสมการเดิม เช่นเดียวกับ Barhoumi et al. (2012) ที่ได้ทำการศึกษาข้อมูลประเทศฝรั่งเศส ด้วยแบบจำลองและวิธีการประมาณการเดียวกัน ผลการศึกษาสนับสนุนผลการศึกษาข้างต้น อีกทั้งได้ศึกษาเพิ่มเติมโดยทำการพยากรณ์ในแต่ละส่วนประกอบของ GDP ทั้งทางด้านอุปสงค์และอุปทาน พบว่าการพยากรณ์ทางด้านอุปทานให้ความแม่นยำมากกว่าด้านอุปสงค์

2.1.2 แบบจำลอง Mixed-Data Sampling (MIDAS)

งานศึกษา Ghysels et al. (2004) ได้นำเสนอแบบจำลอง MIDAS หรือ Mixed-Data Sampling models ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ปรับปรุงจาก Distributed lag models

พิจารณาแบบจำลอง MIDAS เบื้องต้นที่สมมติให้มีตัวแปรอธิบายเพียงตัวแปรเดียว และสมมติให้ตัวแปรตาม $y_t$ เป็นข้อมูลรายไตรมาส และตัวแปรต้น $x_t$ เป็นข้อมูลรายเดือน ดังนั้นจะได้ค่า $m = 3$ เนื่องจากตัวแปรอธิบายรายเดือนมีความถี่ 3 เดือนต่อไตรมาส และทำการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 ไตรมาส (One-step ahead) ดังในสมการที่ (2.1)

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B\left(L^{1/m}; \theta\right) x_{t-1}^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)} \tag{2.1}$$

โดยที่ $B\left(L^{1/m}; \theta\right) = \sum_{k=1}^{K} b(k; \theta)\, L^{(k-1)/m}$ คือ ผลรวมถ่วงน้ำหนักค่าล่าช้า $K$ lags ของตัวแปรอิสระ

$L^{s/m} x_{t-1}^{(m)} = x_{t-1-s/m}^{(m)}$ คือ Lag operator

$b(k; \theta)$ คือ ค่าน้ำหนักอันดับ k

งานศึกษาในอดีตมีการกำหนดลักษณะการถ่วงน้ำหนักของค่าความล่าช้าที่แตกต่างกันออกไป โดยส่วนใหญ่ใช้ Exponential Almon Lag ดังแสดงในสมการที่ (2.2) ในรูปทั่วไป $(\theta_1, \ldots, \theta_Q)$ แต่ในงานศึกษาโดยทั่วไปแล้ว เพื่อความง่ายของแบบจำลอง จะกำหนดไว้ที่ 2 พารามิเตอร์ นั่นคือพิจารณาเฉพาะ $(\theta_1, \theta_2)$

$$b(k; \theta) = \frac{\exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2 + \ldots + \theta_Q k^Q)}{\sum_{k=0}^{K} \exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2 \ldots + \theta_Q k^Q)} \tag{2.2}$$

รูปแบบ Exponential Almon Lag จะทำให้เรามั่นใจได้ว่า ค่าน้ำหนักอันดับ $k$ ใดๆ จะเป็นบวก และเมื่อรวมกันแล้วจะได้ค่าเท่ากับ 1 ซึ่งจากงานศึกษาในอดีตก็จะมีการเลือกใช้การถ่วงน้ำหนักในรูปแบบอื่นๆ เช่น การถ่วงน้ำหนักเท่ากัน การถ่วงน้ำหนักในลักษณะระฆังคว่ำ เป็นต้น ทั้งนี้แบบจำลอง MIDAS สามารถประมาณการด้วยวิธี Nonlinear Least Square (NLS)

ยกตัวอย่างกรณี ตัวแปรตาม $y_t$ เป็นข้อมูลรายไตรมาส และตัวแปรต้น $x_t$ เป็นข้อมูลรายเดือน $(m = 3)$ และค่าล่าช้าของตัวแปรอิสระ 12 lags $(K = 12)$ จากสมการที่ (2.1) สามารถขยายออกมาและเขียนให้อยู่ในรูปสมการที่ (2.3)

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 [b(1; \theta) x_{t-1}^{(3)} + b(2; \theta) x_{t-1-\frac{1}{3}}^{(3)} + \ldots + b(12; \theta) x_{t-4-\frac{2}{3}}^{(3)}] + \varepsilon_t^{(3)} \tag{2.3}$$

สมมติ $y_t$ คือ อัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ.2558 หากทำการพยากรณ์ไป 1 ไตรมาสข้างหน้า จะได้ว่า $x_{t-1}^{(3)}$ คือ ตัวแปรอธิบายของเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 $x_{t-1-\frac{1}{3}}^{(3)}$ คือ ตัวแปรอธิบายของเดือนพฤศจิกายน พ.ศ.2557 เป็นต้น

แต่สมมติเปลี่ยนการพยากรณ์เป็นการพยากรณ์ไป 2 ไตรมาสข้างหน้า (Two-step ahead) ณ $y_t$ คือ อัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ไตรมาสที่ 2 ปี พ.ศ.2558 จะได้ว่าตัวแปรอธิบายจะเริ่มที่ $x_{t-2}^{(3)}$ คือ ตัวแปรอธิบายของเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 แทนที่จะเป็น $x_{t-1}^{(3)}$ และ $x_{t-2-\frac{1}{3}}^{(3)}$ คือ ตัวแปรอธิบายของเดือนพฤศจิกายน พ.ศ.2557 แทนที่จะเป็น $x_{t-1-\frac{1}{3}}^{(3)}$ เป็นต้น

ดังนั้นเราสามารถเขียนให้อยู่ในรูปทั่วไปของการพยากรณ์ไป h ไตรมาสข้างหน้า (h-step ahead) แสดงในสมการที่ (2.4) หรือสมการที่ (2.5)

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B\left(L^{1/3};\theta\right)x_{t-h}^{(3)} + \varepsilon_t^{(3)} \tag{2.4}$$

$$y_t = \beta_0 + \beta_1[b(1;\theta)x_{t-h}^{(3)} + b(2;\theta)x_{t-h-\frac{1}{3}}^{(3)} + b(3;\theta)x_{t-h-\frac{2}{3}}^{(3)} + \ldots] + \varepsilon_t^{(3)} \tag{2.5}$$

สำหรับกรณีที่มีข้อมูลเดือนแรกของไตรมาส เช่น ข้อมูลเดือนมกราคม พ.ศ.2558 เป็นข้อมูลล่าสุดที่เพิ่มเข้ามา และการพยากรณ์ $y_t$ อัตราการเติบโต GDP ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ.2558 (1 ไตรมาสข้างหน้า) แสดงรูปแบบสมการของเหตุการณ์สมมติดังกล่าวในสมการที่ (2.6)

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B\left(L^{1/3};\theta\right)x_{t-2/3}^{(3)} + \varepsilon_t^{(3)} \tag{2.6}$$

ที่ $h = \frac{2}{3}$ เพราะมีข้อมูล 1/3 ของไตรมาส นั่นคือข้อมูลเดือนมกราคม เสมือนกับการพยากรณ์ไปข้างหน้า 2/3 ไตรมาส ซึ่งหากสมมติว่ามีข้อมูลเดือนกุมภาพันธ์เพิ่มเข้ามาด้วยจะได้ค่า $h = \frac{1}{3}$ เนื่องจากมีข้อมูล 2/3 ของไตรมาส และต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1/3 ของไตรมาส

จากตัวอย่างข้างต้นสามารถสรุปลักษณะสำคัญของแบบจำลอง MIDAS ได้ว่า เมื่อข้อมูลมีการอัพเดท จะต้องมีการประมาณการหาค่าพารามิเตอร์ใหม่ทุกครั้ง

แบบจำลอง MIDAS สามารถประมาณการด้วยวิธี NLS เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ $\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2$, $\hat{\beta}_0$ และ $\hat{\beta}_1$ ซึ่งในทางปฏิบัติจะเริ่มจากการสมมติค่าสัมประสิทธิ์ตั้งต้น (Initial parameters) ที่หลากหลาย แล้วทำการทดสอบหาค่าสัมประสิทธิ์ตั้งต้นที่ทำให้แบบจำลองนั้นมีค่า Residual sum of square (RSS) ต่ำที่สุดก่อน จากนั้นจึงนำค่าตั้งต้นดังกล่าวใช้ในการประมาณการด้วยวิธี NLS ต่อไป

งานศึกษาที่ยกตัวอย่างข้างต้นพิจารณาแบบจำลอง MIDAS ที่มีพื้นฐานอยู่บน Distributed lag models นั่นคือ ไม่มีตัวแปรล่าช้าของตัวแปรตาม ซึ่งทาง Clements and Galvão (2008) ได้ทำการปรับปรุงเพิ่มเติมโดยการนำ Autoregressive terms มาเสริมแบบจำลอง MIDAS เรียกว่า MIDAS-AR มาใช้ในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลงผลผลิตของสหรัฐอเมริกา ซึ่งถือเป็นการนำแบบจำลอง MIDAS มาใช้กับข้อมูลทางเศรษฐศาสตร์มหภาคเป็นครั้งแรก จากก่อนหน้านี้ที่ใช้กับข้อมูลทางการเงิน จากนั้นทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองดังกล่าวกับแบบจำลอง Mixed-frequency distributed lag (MF-DL) และแบบจำลอง Bridge แบบเลือกตัวแปรอธิบายเอง พบว่าแบบจำลอง MIDAS-AR มีประสิทธิภาพในการนำข้อมูลรายเดือนมาใช้ในการพยากรณ์มากกว่า

และงานศึกษา Andreou et al. (2013) ได้นำข้อมูลทางการเงินรายวันมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลเศรษฐศาสตร์มหภาคของสหรัฐฯ (อัตราเงินเฟ้อ และอัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ) ด้วยแบบจำลอง MIDAS พบว่าโดยเฉลี่ยแล้วการนำข้อมูลทางการเงินรายวันมาใช้จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์เมื่อเทียบกับแบบจำลองอ้างอิง (Autoregressive models)

2.1.3 แบบจำลอง Mixed Frequency VAR (MF-VAR)

วิธีการศึกษาก่อนหน้าทั้งแบบจำลอง Bridge และแบบจำลอง MIDAS นั้นเป็นวิธีการเชิงเดี่ยว (Univariate approach) ซึ่งแตกต่างจากวิธีการศึกษาแบบ MF-VAR ซึ่งเป็นวิธีการเชิงพหุ (Multivariate approach) จากงานศึกษาในอดีตสามารถแบ่ง MF-VAR ได้ 2 วิธี คือ 1) Classical approach เช่น งานศึกษา Mariano and Murasawa (2010) และ 2) Bayesian approach เช่น งานศึกษา Schorfheide and Song (2014) แต่ในงานศึกษานี้ขอลงรายละเอียดเฉพาะ Classical approach เพื่อเป็นตัวอย่างเท่านั้น

วิธีการศึกษาของ Mariano and Murasawa (2010) ใช้แบบจำลอง State-space representation of a VAR ในรูปแบบ Classical framework โดยเปลี่ยนลักษณะข้อมูลความถี่รายไตรมาสให้อยู่ในรูปของข้อมูลความถี่รายเดือนที่มีข้อมูลขาดหาย (Missing observations)

แบ่งวิธีการศึกษาออกเป็น 3 ช่วง ช่วงแรก แสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลรายไตรมาสที่สามารถสังเกตได้ (Observed) เฉพาะช่วงเวลาที่ 3 กับข้อมูลรายเดือนที่ไม่สามารถสังเกตได้ (Unobserved) ด้วยสมการ Aggregation equation ช่วงที่สอง นำสมการ Aggregation equation ที่ได้จากช่วงแรก ประกอบกับข้อมูลรายเดือน มาเขียนเป็น VAR($p$) process และให้แสดงอยู่ในรูป State-space representation และช่วงสุดท้าย ทำการปรับ Measurement equation ที่ได้จากช่วงที่สอง เพื่อให้สามารถนำ Kalman filter มาใช้ได้

กำหนดให้ข้อมูล $Y_{t_m}$ เป็นข้อมูลรายไตรมาสจำนวน $K_1$ ตัวแปร ที่สามารถ Observed ข้อมูลได้เฉพาะ $t_m$= 3,6,9,...$T_m$ และ ณ เวลาอื่นๆเป็นข้อมูลขาดหาย เพื่อความง่ายใน

การอธิบาย สมมติให้ $Y_{t_m}$ เป็นข้อมูล Real GDP รายไตรมาสที่สามารถสังเกตได้ (Observed) และ $Y_{t_m}^*$ เป็นข้อมูล Real GDP รายเดือนที่ไม่สามารถสังเกตได้ (Unobserved) หรือเรียกว่าข้อมูลแฝง (Latent) แสดงความสัมพันธ์ในรูปแบบค่าเฉลี่ยเรขาคณิต (Geometric mean) ในสมการที่ (2.7)

$$lnY_{t_m} = \frac{1}{3}\left(lnY_{t_m}^* + lnY_{t_m-1}^* + lnY_{t_m-2}^*\right) \tag{2.7}$$

จากสมการที่ (2.7) พิจารณาความแตกต่างระหว่าง 3 ช่วงเวลา (three-period differences) จะได้สมการที่ (2.8) และจาก $y_{t_m} = lnY_{t_m} - lnY_{t_m-3}$ และ $y_{t_m}^* = lnY_{t_m}^* - lnY_{t_m-1}^*$ สามารถเขียนสมการที่ (2.8) ให้อยู่ในรูปสมการที่ (2.9) ซึ่งเป็นสมการสรุปความสัมพันธ์ระหว่าง $y_{t_m}$และ $y_{t_m}^*$ ดังนี้

$$\begin{aligned} lnY_{t_m} - lnY_{t_m-3} &= \frac{1}{3}\left(lnY_{t_m}^* - lnY_{t_m-3}^*\right) + \frac{1}{3}\left(lnY_{t_m-1}^* - lnY_{t_m-4}^*\right) \\ &\quad + \frac{1}{3}\left(lnY_{t_m-2}^* - lnY_{t_m-5}^*\right) \end{aligned} \tag{2.8}$$

$$\begin{aligned} y_{t_m} &= \frac{1}{3}\left(y_{t_m}^* + y_{t_m-1}^* + y_{t_m-2}^*\right) + \frac{1}{3}\left(y_{t_m-1}^* + y_{t_m-2}^* + y_{t_m-3}^*\right) \\ &\quad + \frac{1}{3}\left(y_{t_m-2}^* + y_{t_m-3}^* + y_{t_m-4}^*\right) \\ &= \tfrac{1}{3}y_{t_m}^* + \tfrac{2}{3}y_{t_m-1}^* + y_{t_m-2}^* + \tfrac{2}{3}y_{t_m-3}^* + \tfrac{1}{3}y_{t_m-4}^* \end{aligned} \tag{2.9}$$

โดยที่ $y_{t_m}$ คือ Quarterly GDP growth ที่เป็นข้อมูลจริง ณ $t_m$= 3,6,9,...$T_m$

$y_{t_m}^*$ คือ Month-on-Month GDP growth ที่เป็นข้อมูลแฝง (Latent)

ช่วงที่สองเป็นการสร้าง State-space representation โดยเริ่มจากการสร้างแบบจำลอง VAR(*p*) process ก่อน

พิจารณาข้อมูล $x_{t_m}$ อัตราการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลรายเดือน จำนวน $K_2$ ตัว และข้อมูล $y_{t_m}$ จำนวน $K_1$ ตัว ประกอบกับสมการที่ (2.9) สามารถแสดงความสัมพันธ์ให้อยู่ในรูปเมทริกซ์ ดังแสดงในสมการที่ (2.10) โดยที่ $\mu_y^* = E(y_{t_m}^*)$ และ $E(y_{t_m}) = \mu_y = 3\mu_y^*$

$$\begin{pmatrix} y_{t_m} - \mu_y \\ x_{t_m} - \mu_x \end{pmatrix} = H(L_m)\begin{pmatrix} y_{t_m}^* - \mu_y^* \\ x_{t_m} - \mu_x \end{pmatrix} \tag{2.10}$$

$$H(L_m) = \begin{bmatrix} (1/3)I_{K_1} & 0 \\ 0 & I_{K_2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (2/3)I_{K_1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} L_m + \begin{bmatrix} I_{K_1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} L_m^2 + \begin{bmatrix} (2/3)I_{K_1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} L_m^3 + \begin{bmatrix} (1/3)I_{K_1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} L_m^4 \quad (2.11)$$

จากนั้น ให้ข้อมูลแฝงของอัตราการเปลี่ยนแปลงแบบเดือนต่อเดือน $y_{t_m}^*$ และข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลรายเดือน $x_{t_m}$ อยู่ในรูป VAR($p$) process แสดงในสมการที่ (2.12)

$$\Phi(L_m) \begin{pmatrix} y_{t_m}^* - \mu_y^* \\ x_{t_m} - \mu_x \end{pmatrix} = w_{t_m} \quad (2.12)$$

โดยที่ $w_{t_m} \sim N(0, \Sigma)$

ขั้นตอนต่อไป สร้าง State-space representation ในที่นี้สมมติให้ State vector $(s_{t_m})$ มีขนาดเวกเตอร์เท่ากับ $1 \times (p+1)$ และอันดับความล่าช้าของ State vector $(p)$

$$s_{t_m} = \begin{pmatrix} d_{t_m} \\ \vdots \\ d_{t_m - p} \end{pmatrix} \quad \text{และ} \quad d_{t_m} = \begin{pmatrix} y_{t_m}^* - \mu_y^* \\ x_{t_m} - \mu_x \end{pmatrix}$$

State-space representation ของแบบจำลอง Mixed-frequency VAR แสดงในสมการที่ (2.13) และ (2.14) โดยที่ $K = K_1 + K_2$

$$s_{t_m} = A s_{t_m - 1} + B z_{t_m} \quad (2.13)$$

$$\begin{pmatrix} y_{t_m} - \mu_y \\ x_{t_m} - \mu_x \end{pmatrix} = H s_{t_m} \quad (2.14)$$

โดยที่ $z_{t_m} \sim N(0, I_K)$

$$A = \begin{bmatrix} \Phi_1 \cdots \Phi_p & \Phi_{p+1} \\ I_{pK} & 0_{pK \times K} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \Sigma^{1/2} \\ 0_{pK \times K} \end{bmatrix}$$

$$H = [H_0 \quad \cdots \quad H_4 \quad 0_{K \times (p-4)K}]$$

สมการที่ (2.13) Transition equation และสมการที่ (2.14) Measurement equation แสดงแบบจำลอง MF-VAR อยู่ในรูป State-space representation สามารถประมาณการได้ด้วยวิธี Maximum-Likelihood estimation (MLE) ถึงแม้จะมีข้อมูลขาดหาย (Missing observations) อันเนื่องมาจากความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล และความถี่ของข้อมูล GDP ที่เป็นข้อมูลรายไตรมาส แต่จาก Mariano and Murasawa (2010) ได้ระบุว่า วิธี MLE จะไม่ลู่เข้า (Converge) เมื่อมีจำนวนพารามิเตอร์ที่มาก จึงเสนอวิธี Expectation-Maximization (EM) ที่มีการปรับปรุงให้สามารถใช้งานได้แม้มีข้อมูลขาดหาย

ดังนั้นช่วงสุดท้ายนี้ จะเป็นการเขียน Measurement equation ใหม่ โดยปรับข้อมูลขาดหายเป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงปกติแบบมาตรฐาน และเป็น iid (independent and identically distributed) เช่นในสมการที่ (2.15) เพื่อให้ Kalman filter ข้ามข้อมูลขาดหายนั้น โดยสามารถกำหนดให้เป็นลักษณะการกระจายตัวแบบใดก็ได้แต่ต้องไม่ขึ้นอยู่กับค่าพารามิเตอร์ $(\theta)$ เพื่อความง่ายจึงสมมติให้มีการแจกแจงปกติแบบมาตรฐาน

$$y_{t_m}^{+} = \begin{cases} y_{t_m} & \text{if } y_{t_m} \text{ is observable} \\ v_{t_m} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2.15}$$

โดยที่ $v_{t_m} \sim N(0, I_{K_1})$ ดังนั้น จากสมการที่ (2.14) สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$\begin{pmatrix} y_{t_m}^{+} \\ x_{t_m} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_{y,t} \\ \mu_x \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} H_{U,t} \\ H_L \end{bmatrix} s_{t_m} + \begin{bmatrix} D_{y,t} \\ 0 \end{bmatrix} v_{t_m} \tag{2.16}$$

โดยที่

$$\mu_{y,t} = \begin{cases} \mu_y & \text{if } y_{t_m} \text{ is observable} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$H_{U,t} = \begin{cases} H_U & \text{if } y_{t_m} \text{ is observable} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$D_{y,t} = \begin{cases} 0 & \text{if } y_{t_m} \text{ is observable} \\ I_{K_1} & \text{otherwise} \end{cases}$$

พิจารณา 3 ประเด็น ในสมการ Measurement equation ใหม่ (2.16)

1. รูปแบบสมการจะขึ้นอยู่กับเวลา $t_m$ โดยแบ่งออกเป็น 2 กรณี กรณีที่ข้อมูล $y_{t_m}$ สามารถสังเกตได้ (Observed) กับกรณีเป็นอย่างอื่น (otherwise) ซึ่งก็คือกรณีข้อมูลขาดหายในทุกๆ 2 เดือนแรกของไตรมาส

2. เมทริกซ์[2] $H = [H_0 \quad \dots \quad H_4]$ จะถูกแบ่งออกเป็นแถวบน $(H_U)$ กับแถวล่าง $(H_L)$ ซึ่งกรณีแถวล่างคงเดิม พิจารณาเฉพาะแถวบน กำหนดให้แถวบนคงรูปแบบเดิม $H_U$ สำหรับกรณีที่ข้อมูล $y_{t_m}$ สามารถสังเกตได้ (Observed) แต่กำหนดให้แถวบน $H_U$ เป็น 0 สำหรับกรณีที่ข้อมูลขาดหายใน 2 เดือนแรกของไตรมาส

3. เนื่องจากตัวแปรสุ่มไม่สำคัญในทางปฏิบัติ จึงแทนข้อมูลขาดหายด้วยค่าศูนย์

หลังจากปรับสมการ Measurement equation ใหม่ ให้ $\begin{pmatrix} y_{t_m}^{+} \\ x_{t_m} \end{pmatrix}$ ไม่มีข้อมูลขาดหาย (Missing observations) จึงสามารถนำ Kalman filter มาใช้ได้ จากนั้นจึงประมาณการค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี EM algorithm

งานศึกษา Mariano and Murasawa (2010) ดังกล่าวข้างต้น ต้องการสร้างค่าดัชนีพ้องเศรษฐกิจ (Coincident index) ที่มีลักษณะเหมือนกับข้อมูลประมาณการ GDP รายเดือน ด้วยแบบจำลอง MF-VAR ที่จากเดิมจะใช้แบบจำลอง Factor ในการประมาณการค่าดัชนีพ้องเศรษฐกิจดังกล่าว เช่น Stock-Watson coincident index ซึ่งจากผลการศึกษาพบว่าค่าดัชนีพ้องเศรษฐกิจที่ได้จากแบบจำลอง MF-VAR ใกล้เคียงกับค่าดัชนีพ้องเศรษฐกิจที่ได้จากแบบจำลอง Factor

2.1.4 แบบจำลอง Mixed-Frequency Factor (MF-Factor)

แบบจำลองกลุ่มนี้จะแสดงในรูป State-space representation เหมือนกับ MF-VAR ข้างต้น โดยในที่นี้จะพิจารณาเฉพาะแบบจำลองปัจจัย (Factor Models) ที่ใช้ข้อมูลความถี่ต่างกัน (Mixed-Frequency data) ซึ่งมีงานศึกษาในอดีตที่เกี่ยวข้องดังนี้

1. Mixed-frequency Small scale factor models จากงานศึกษา Mariano and Murasawa (2003) มีวัตถุประสงค์ที่จะขยาย Stock-Watson coincident index โดยการรวม ข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ที่แท้จริงรายไตรมาส และ Coincident business cycle indicators รายเดือน

2. Bridging with factors จากงานศึกษา Giannone et al. (2008) เป็นวิธีที่นำข้อมูลจำนวนมากมาปรับใช้กับแบบจำลอง Bridge ในการพยากรณ์ GDP ของสหรัฐฯ โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับข้อมูลการสำรวจผลการพยากรณ์จากผู้เชี่ยวชาญ (Surveys of professional forecasters)

3. Factor models in a mixed-frequency state-space representation จากงานศึกษา Bańbura and Rünstler (2011)

---

[2] พิจารณาสมการที่ 2.11 ในกรณีที่ไม่มี Lag $(L_m, L_m^2, L_m^3$ และ $L_m^4)$

4. Factor-MIDAS จากงานศึกษา Marcellino and Schumacher (2010) เป็นการรวมแบบจำลองปัจจัยเข้ากับแบบจำลอง MIDAS ในการพยากรณ์ GDP ของประเทศเยอรมนี โดยทำการศึกษาเปรียบเทียบ 9 แบบจำลอง ประกอบด้วย Basic, Smoothed และ Unrestricted MIDAS และในแต่ละแบบแบ่งวิธีการประมาณการ Factor 3 วิธีที่ต่างกัน

โดยในหัวข้อ MF-Factor นี้จะลงรายละเอียดในส่วนที่สอง หรือแบบจำลอง Bridging with factors เนื่องจากเป็นวิธีที่เกี่ยวเนื่องกับแบบจำลอง Bridge ซึ่งเป็นวิธีการที่ใช้ในงานศึกษานี้ ยกตัวอย่างงานศึกษา Giannone et al. (2008) ที่นำแบบจำลองปัจจัย (Factor model) มาใช้กับแบบจำลอง Bridge โดยวิธีการประมาณการจะแบ่งออกเป็น 2 ช่วง ช่วงที่หนึ่ง ประมาณการปัจจัยร่วม (Common factor) จากตัวแปรอธิบายที่น่าจะเกี่ยวข้องในการประมาณการ GDP ด้วยวิธีที่นำเสนอโดย Doz et al. (2011) ช่วงที่สอง นำปัจจัยร่วมที่ประมาณการได้ในขั้นตอนที่หนึ่งมาประมาณการ GDP ด้วยแบบจำลอง Bridge ดังแสดงในสมการที่ (2.17)

$$\hat{y}_{t_q} = \alpha + \beta \hat{f}_{t_q} \tag{2.17}$$

โดยที่ $\hat{y}_{t_q}$ คือ ค่าประมาณการของอัตราการเปลี่ยนแปลงผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ

$\hat{f}_{t_q}$ คือ ค่าประมาณการของปัจจัยร่วม ซึ่งอยู่ในรูป Quarterly aggregated ของค่าประมาณการของปัจจัยร่วมรายเดือน ($\hat{f}_{t_m}$)

วิธีการประมาณการปัจจัยร่วมที่นำเสนอโดย Doz et al. (2011) หรือวิธี Two-step estimator เป็นการประมาณการที่แบ่งออกเป็น 2 ช่วง ช่วงแรกเป็นการประมาณการค่าปัจจัยร่วมและค่าพารามิเตอร์ จากการใช้ชุดข้อมูลที่สมดุล (Balanced dataset) ด้วยวิธี Principle Component Analysis (PCA) และวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square: OLS) ช่วงที่สอง เป็นการนำ Kalman smoother มาใช้ในการประมาณการค่าปัจจัยร่วมใหม่ บนพื้นฐานของการใช้ชุดข้อมูลที่ไม่สมดุล (Unbalanced dataset) วิธีประมาณการปัจจัยร่วมโดยละเอียดจะมี 5 ขั้นตอนหลัก ที่แสดงในรูป State-space representation ดังสมการที่ (2.18) และ (2.19)

$$x_{t_m} = \Lambda f_{t_m} + \xi_{t_m} \qquad \xi_{t_m} \sim N(0, \sum_{\xi}) \tag{2.18}$$

$$\Psi(L_m) f_{t_m} = B\eta_{t_m} \qquad \eta_{t_m} \sim N(0, I_q) \tag{2.19}$$

โดยที่ $x_{t_m}$ คือ เวกเตอร์ของจำนวนข้อมูลรายเดือนที่ใช้ จำนวน N ข้อมูล

$f_{t_m}$ คือ เวกเตอร์ของปัจจัย (Factor) (r x 1)

$\Lambda$ คือ เมทริกซ์ Factor loading (n x r)

$\xi_{t_m}$ คือ เวกเตอร์ของตัวรบกวนลักษณะ Idiosyncratic (n x 1)

$\Psi(L_m)$ คือ Lag polynomial ที่ $\Psi(L_m) = \sum_{i=1}^{p} \Psi_i L_m^i$

$B$ คือ แมทริกซ์ (r x q) โดยที่ r ≤ q

$\eta_{t_m}$ คือ เวกเตอร์ Common shocks หรือ Dynamic shocks (q x 1)

1. ประมาณการค่าปัจจัยร่วม $\hat{f}_{t_m}$ ด้วยวิธี Principle Component Analysis: PCA จากชุดข้อมูลที่สมดุล (ตัดข้อมูลที่ไม่สมดุลออก)

2. นำค่าปัจจัยร่วมที่ประมาณการได้จากข้อ 1. มาประมาณการหาค่าพารามิเตอร์ในสมการที่ (2.14) ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (OLS) จากชุดข้อมูลที่สมดุล จะได้ค่า Factor loading $\widehat{\Lambda}$ และประมาณค่าความแปรปรวนร่วมของ $\hat{\xi}_{t_m}$ หรือ ($\widehat{\Sigma}_{\xi}$)

3. ประมาณการ VAR($p$) ของค่าปัจจัยร่วม $\hat{f}_{t_m}$ ในสมการที่ (2.19) ด้วยชุดข้อมูลที่สมดุล จะได้ Lag Polynomial $\widehat{\Psi}(L_m)$ และประมาณค่าความแปรปรวนร่วมของ $\hat{\varsigma}_{t_m} = \widehat{\Psi}(L_m)\hat{f}_{t_m}$ หรือ ($\widehat{\Sigma}_{\varsigma}$)

4. ประมาณการ $B$ โดยใช้ Eigenvalue decomposition ของ $\widehat{\Sigma}_{\varsigma}$ โดยที่ q เป็นจำนวน dynamic shocks เช่น Monetary policy $M$ คือ Eigenvectors (r x q) และ $P$ เป็นเมทริกซ์ Eigenvalues (q x q) ที่ Diagonal ของ matrix เป็นค่า Eigenvalues ที่มากสุดนอกนั้นเป็น 0 ดังนั้น $\hat{B} = M \times P^{-1/2}$ และสามารถระบุค่าพารามิเตอร์ทุกตัวในสมการที่ (2.18) และ (2.19)

5. ประมาณการค่าปัจจัยร่วมใหม่ ด้วยวิธี Kalman smoother จากการใช้ชุดข้อมูลที่ไม่สมดุล (Unbalanced dataset)

งานศึกษา Giannone et al. (2008) ดังกล่าวข้างต้นได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ปัจจุบันของ GDP สหรัฐฯ ระหว่างแบบจำลอง Bridging with factor กับข้อมูลการสำรวจผลการพยากรณ์จากผู้เชี่ยวชาญ (Surveys of professional forecasters) และแบบจำลอง Naïve พบว่าแบบจำลอง Bridging with factor มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า

งานศึกษาในอดีตก็ได้มีการเปรียบเทียบแบบจำลอง Bridging with factors ที่มีการประมาณการ Factor แตกต่างกันออกไป เช่น งานศึกษา Barhoumi et al. (2008) เปรียบเทียบการพยากรณ์ GDP ระยะสั้นโดยมีการประมาณการ Factor 3 วิธีต่างกัน เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับแบบจำลอง AR, Quarterly VAR และ Bridge แบบเลือกตัวแปรอธิบายเอง โดย

ทำการศึกษาประเทศ Euro area, เบลเยี่ยม, เยอรมนี, ฝรั่งเศส, อิตาลี, เนเธอร์แลนด์, โปรตุเกส, ลิธัวเนีย, ฮังการี และโปแลนด์ ซึ่งใช้ข้อมูลตัวแปรรายเดือนจำนวนมาก ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลอง Bridging with factors มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าโดยเฉพาะอย่างยิ่งหากประมาณการ Factor ด้วยวิธี Two-step approach ที่นำเสนอโดย Doz et al. (2011)

2.1.5 งานศึกษาที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ GDP ของไทยในอดีต

ยกตัวอย่างงานศึกษาที่เกี่ยวข้องประกอบด้วย 1) แบบจำลองของธนาคารแห่งประเทศไทย ซึ่งมีหลายแบบจำลองแตกต่างกัน 2) แบบจำลองเศรษฐมิติมหภาค (NIDA Macro model) ของคณะพัฒนาการเศรษฐกิจ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ 3) แบบจำลอง Bridge จากวิทยานิพนธ์เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ และ 4) แบบจำลอง Vector Autoregressive (VAR) จากวิทยานิพนธ์เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

แบบจำลองเศรษฐกิจที่พัฒนาโดยธนาคารแห่งประเทศไทยเพื่อใช้ในการตัดสินใจดำเนินนโยบายการเงิน ประกอบด้วย[3]

1. แบบจำลองเศรษฐกิจมหภาค (Bank of Thailand's Macroeconometric Model – BOTMM) เป็นระบบสมการที่สรุปกลไกสำคัญภายในระบบเศรษฐกิจจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่สำคัญต่างๆ โดยใช้วิธีหาความสัมพันธ์ทางเศรษฐมิติ (Error Correction Mechanism) ระหว่างตัวแปรเหล่านี้ทั้งในระยะสั้นและระยะยาวตามหลักทฤษฎีจากข้อมูลรายไตรมาสนับตั้งแต่ปี 2536 จนถึงปัจจุบัน ประกอบด้วยสมการเชิงพฤติกรรม (Behavioural Equations) 25 สมการและสมการเอกลักษณ์ (Identities) 44 สมการ ครอบคลุม 4 ภาคเศรษฐกิจที่สำคัญ คือ 1) ภาคเศรษฐกิจจริง 2) ภาคการเงิน 3) ภาคต่างประเทศ และ 4) ภาครัฐบาล

2. แบบจำลองเศรษฐกิจกึ่งโครงสร้างขนาดเล็ก (Small Semi-structural Model) ดังแสดงรายละเอียดในงานศึกษา Pongsaparn (2008) แบบจำลองเศรษฐกิจกึ่งโครงสร้างขนาดเล็กมีพื้นฐานแนวคิดมาจากทฤษฎีเศรษฐศาสตร์ในกลุ่ม New Keynesian ประกอบไปด้วยระบบสมการเชิงพฤติกรรม (Behavioural Equations) เพียง 5 สมการที่ใช้อธิบายการเปลี่ยนแปลงในระบบเศรษฐกิจผ่านพลวัตของตัวแปรสำคัญ คือ ช่องว่างการผลิต (Output Gap) อัตราเงินเฟ้อ อัตราดอกเบี้ยนโยบาย อัตราแลกเปลี่ยน และดุลบัญชีเดินสะพัด และสมการเชิงพฤติกรรมสำหรับอธิบาย

---

[3] รายละเอียดจากเวปไซต์ของธนาคารแห่งประเทศไทย https://www.bot.or.th/Thai/MonetaryPolicy/MonetPolicyKnowledge/Pages/MacroModel.aspx

พลวัตในระบบเศรษฐกิจต่างประเทศอีก 4 สมการ โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์จากเทคนิค Bayesian Estimation ที่มีการผสมผสานเทคนิคทางสถิติกับความเข้าใจโครงสร้างของระบบเศรษฐกิจ

3. แบบจำลอง Dynamic Stochastic General Equilibrium (DSGE) ดังแสดงรายละเอียดในงานศึกษา Tanboon (2008) แบบจำลอง DSGE มีพื้นฐานการสร้างจาก Growth and Business Cycle Theory ใน General Equilibrium Setup โดยให้ความสำคัญกับการเข้าใจถึงกระบวนการตัดสินใจบริโภคและลงทุนเพื่อให้ได้มาซึ่งอรรถประโยชน์และกำไรสูงสุดภายใต้ข้อจำกัดต่างๆ ของครัวเรือนและภาคธุรกิจ

4. แบบจำลองเศรษฐกิจอื่นๆ เช่น แบบจำลองเสริม (Satellite Models) ที่จัดอยู่ในประเภท Macroeconometric Model เช่นเดียวกับ BOTMM ได้แก่ 1) แบบจำลองงบการเงินภาคธุรกิจ และ 2) แบบจำลองงบการเงินภาคครัวเรือน รวมทั้งแบบจำลองประเภท Vector Autoregressive Models (VARs)

แบบจำลองเศรษฐมิติมหภาค (NIDA Macro model) ที่พัฒนาโดยคณะพัฒนาการเศรษฐกิจ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์[4] จากงานศึกษาของ ยุทธนา เศรษฐปราโมทย์ (2557) แบบจำลองประกอบด้วยสมการพฤติกรรม (Behaviour Equations) จำนวน 52 สมการ และสมการเอกลักษณ์ (Identities) จำนวน 25 สมการ ผลการพยากรณ์ในปี 2556 จากแบบจำลองพบว่า แบบจำลองเศรษฐมิติมหภาคของสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์มีความแม่นยำใกล้เคียงกับค่าพยากรณ์ของ ธปท. สศค. และ สศช. ในตัวแปรที่สำคัญๆ เช่น อัตราการขยายตัวของ GDP

พรสวรรค์ รักเป็นธรรม (2557) ศึกษาการนำข้อมูลดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index: BSI) ซึ่งเป็นข้อมูลรายเดือนที่ได้จากสำรวจ ที่จัดทำโดยธนาคารแห่งประเทศไทย มาใช้ในการพยากรณ์ GDP ระยะสั้น ด้วยแบบจำลอง Bridge แบบเลือกตัวแปรอธิบายเอง พบว่าแบบจำลองที่มีการใช้ข้อมูลดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจจะมีความสามารถในการประมาณการอัตราการเปลี่ยนแปลงของ GDP ระยะสั้นได้ดีกว่าแบบจำลองอื่นๆ

อลิษา ธีรภัทรไพศาล (2557) ศึกษาการนำดัชนีชี้นำเศรษฐกิจของไทยมาพยากรณ์ GDP โดยเปรียบเทียบระหว่างดัชนีชี้นำเศรษฐกิจที่จัดทำโดยธนาคารแห่งประเทศไทย กับดัชนีชี้นำเศรษฐกิจที่จัดทำโดยกระทรวงพาณิชย์ ด้วยแบบจำลอง Vector Autoregressive หรือ VAR พบว่าดัชนีชี้นำเศรษฐกิจที่จัดทำโดยธนาคารแห่งประเทศไทยสามารถพยากรณ์ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศได้ดีกว่า

---

[4] รายละเอียดจากเวปไซต์ http://forecast.nida.ac.th/NIDAFORECAST/

**2.2 เปรียบเทียบวิธีที่ใช้ในการศึกษา**

แบบจำลอง Bridge ถือว่าเป็นแบบจำลองแรกๆ ที่นำมาใช้เมื่อเผชิญกับปัญหาข้อมูลความถี่ต่างกัน และเป็นวิธีที่ใช้กันมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการพยากรณ์ระยะสั้น เพราะง่ายต่อการประมาณการและการตีความ แต่ข้อเสียของแบบจำลองนี้คือ เป็นแบบจำลองเชิงสถิติที่ตัวแปรอธิบายถูกรวมเข้ามาในแบบจำลองเพียงเพราะมีความเป็นปัจจุบัน “Timely updated information” ดังนั้นถ้าแบบจำลองที่นำข้อมูลความถี่สูงมาใช้ประโยชน์เป็นการกำหนดแบบจำลองที่ผิด (Misspecified) ค่าความผิดพลาด (error) จะถูกส่งผ่านมายังแบบจำลอง Bridge และต่อเนื่องไปยังการพยากรณ์

งานศึกษา Schumacher (2014) ได้ระบุความแตกต่างระหว่างแบบจำลอง MIDAS และ Bridge ดังนี้ 1) แบบจำลอง MIDAS จะเป็นแบบจำลองที่พยากรณ์ GDP โดยตรง ในขณะที่แบบจำลอง Bridge จะต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายก่อน แล้วจึงนำผลพยากรณ์ที่ได้ไปพยากรณ์ GDP ในขั้นต่อไป และ 2) การจัดการกับปัญหาข้อมูลความถี่ต่างกัน แบบจำลอง MIDAS จะใช้การถ่วงน้ำหนักของค่าความล่าช้าในตัวแปรอธิบาย เช่น Exponential Almon Lag ขณะที่แบบจำลอง Bridge จะทำการรวมหรือเฉลี่ยข้อมูลที่มีความถี่สูงให้อยู่ในรูปข้อมูลความถี่ต่ำ

พิจารณาการศึกษาในเชิงประจักษ์ งานศึกษาดังกล่าวได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ GDP ของ Euro area ในระยะสั้น ด้วยแบบจำลอง Bridge และ MIDAS ที่มีตัวแปรอธิบายเพียงตัวแปรเดียว พบว่าแบบจำลอง Bridge มีค่า MSE น้อยที่สุดเมื่อใช้ข้อมูลผลผลิตอุตสาหกรรมโลหะพื้นฐานเป็นตัวแปรอธิบาย แต่หากพิจารณาตัวแปรอธิบายอื่นๆ แบบจำลอง MIDAS อาจมีประสิทธิภาพกว่าดังนั้นจึงไม่สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลอง Bridge ดีกว่าแบบจำลอง MIDAS เพราะขึ้นอยู่กับตัวแปรอธิบายที่ใช้

แบบจำลอง MF-VAR เป็นวิธีการเชิงพหุ (Multivariate approach) แสดงในรูปแบบ State-space ด้วยการแปลงข้อมูลที่มีความถี่ต่ำให้อยู่ในรูปข้อมูลความถี่สูงพร้อมกับข้อมูลขาดหาย (Missing values) ซึ่งจากงานศึกษาของ Bai et al. (2013) ได้ระบุว่าผลลัพธ์ที่ได้จาก Kalman filter จะ Filter อย่างเหมาะสมที่สุด (Optimal filter) ในเชิงประชากร (Population) เมื่อ 1) มองข้ามค่าความผิดพลาดจากการประมาณการค่าพารามิเตอร์ และ 2) สมมติว่ากำหนดรูปแบบของแบบจำลองนั้นอย่างถูกต้อง ดังนั้นภายใต้เหตุการณ์อุดมคติจะไม่มีแบบจำลองไหนที่ดีไปกว่า State-space ซึ่งข้อเสียสำหรับแบบจำลองนี้คือ เป็นแบบจำลองที่มีความซับซ้อนในการคำนวณ และความซับซ้อนนั้นจะเพิ่มมากขึ้นเมื่อมีตัวแปรเข้ามาเกี่ยวข้องมากขึ้น ดังนั้นโดยมากจะสามารถประมาณการได้เฉพาะแบบจำลองขนาดเล็ก อีกทั้งแบบจำลอง MF-VAR ต้องการรูปแบบสมการที่ถูกต้อง (Correct

specification) ด้วยชุดข้อมูลความถี่สูง (เช่น รายเดือน) ซึ่งจะมีความซับซ้อนมากกว่าชุดข้อมูลความถี่ต่ำ (เช่น รายไตรมาส)

แบบจำลอง MF-Factor หรือในที่นี้จะกล่าวถึงวิธี Bridging with factor คือการนำข้อมูลตัวแปรอธิบายจำนวนมากมาหาปัจจัยร่วมกัน (Common factor) ก่อนที่จะนำปัจจัยร่วมของข้อมูลตัวแปรอธิบายดังกล่าวมาประมาณการตัวแปรตามด้วยแบบจำลอง Bridge ข้อดีวิธีนี้คือการเพิ่มฐานข้อมูล แต่ฐานข้อมูลที่เพิ่มขึ้นก็เป็นการเพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลองเช่นกัน ซึ่งข้อเสียของวิธีนี้คือการนำปัจจัยร่วมมาใช้ประมาณการ GDP จะทำให้ขาดการอธิบายความสัมพันธ์ทางเศรษฐศาสตร์และข้อมูลที่เกี่ยวข้องในการประมาณการ GDP ของไทยมีไม่มากเช่นในต่างประเทศ

ตัวอย่างผลการศึกษาเชิงประจักษ์ของแบบจำลองต่างๆ แสดงสรุปในตารางที่ 2.1 ประกอบด้วยแบบจำลอง Bridge, MIDAS, MF-VAR และ MF-Factor แสดงรายละเอียดว่าใครเป็นผู้ศึกษา ศึกษาประเทศอะไร เปรียบเทียบกับแบบจำลองอะไร ซึ่งในทุกกรณีของงานศึกษาในอดีตแบบจำลองหลักมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองที่นำมาเปรียบเทียบ เช่น งานศึกษา Antipa et al. (2012) เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ GDP ของประเทศเยอรมนีระหว่างแบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอัตโนมัติ กับแบบจำลอง Dynamic Factor พบว่าแบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอัตโนมัติมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า

กล่าวโดยสรุป สาเหตุที่เลือกใช้แบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติเนื่องมาจาก เป็นแบบจำลองที่ใช้กันมาก ง่ายต่อการประมาณการและตีความเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ และยังไม่มีงานศึกษาใดชี้ชัดว่าแบบจำลองอื่นดีกว่าแบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติโดยเปรียบเทียบ

ตารางที่ 2.1: เปรียบเทียบแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษาข้อมูลความถี่ต่างกัน

| **แบบจำลอง** | | **งานศึกษา** | **พยากรณ์ประเทศ** | **เปรียบเทียบแบบจำลอง** |
|---|---|---|---|---|
| **Bridge** | เลือกตัวแปรอธิบายเอง | Rünstler and Sédillot (2003) | Euro area | Naïve และ ARIMA |
| | | Diron (2008) | Euro area | AR |
| | | พรสวรรค์ รักเป็นธรรม (2557) | ไทย | Naïve และ AR |
| | เลือกตัวแปรอธิบายด้วยวิธี Gets | Baffigi et al. (2004) | ยูโรโซน, ฝรั่งเศส, เยอรมนี และอิตาลี | Univariate/Multivariate Timeseries และ Small structure model |
| | | Golinelli and Parigi (2007) | G7 (สหรัฐอเมริกา, ญี่ปุ่น, เยอรมนี, ฝรั่งเศส , สหราชอาณาจักร, อิตาลี และแคนาดา) | Univariate/Multivariate Timeseries และ AR(5) |
| | เลือกตัวแปรอธิบายด้วยวิธี Automated Gets (GROCER) | Antipa et al. (2012) | เยอรมนี | Dynamic Factor Model |
| | | Barhoumi et al. (2012) | ฝรั่งเศส | Naïve และ AR |
| **MIDAS** | Basic | Andreou et al. (2013) | สหรัฐอเมริกา | AR |
| | MIDAS-AR | Clements and Galvão (2008) | สหรัฐอเมริกา | AR, MF-DL และ Bridge แบบเลือกตัวแปรอธิบายเอง |
| | | Foroni and Marcellino (2014) | Euro area | Bridge แบบเลือกตัวแปรอธิบายเอง, MIDAS และ MF-VAR |

ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

| แบบจำลอง | | งานศึกษา | พยากรณ์ | เปรียบเทียบแบบจำลอง |
|---|---|---|---|---|
| **MF - VAR** | Classic | Mariano and Murasawa (2010) | สหรัฐอเมริกา | 2-Factor, Common factor และ Chow-Lin method (RATS 6.2) |
| | Bayesian | Schorfheide and Song (2014) | สหรัฐอเมริกา | Quarterly VAR และ MIDAS |
| **MF - Factor** | Small scale | Mariano and Murasawa (2003) | สหรัฐอเมริกา | Composite index by The Conference Board และ Stock-Watson coincident index |
| | Bridging with factor | Giannone et al. (2008) | สหรัฐอเมริกา | Survey of Professional Forecasters และ Naïve |
| | | Barhoumi et al. (2008) | Euro area, เบลเยี่ยม, เยอรมนี, ฝรั่งเศส, อิตาลี, เนเธอร์แลนด์, โปรตุเกส, ลิธัวเนีย, ฮังการี และโปแลนด์ | AR, Quarterly VAR และ Bridge แบบเลือกตัวแปรอธิบายเอง |
| | | Angelini et al. (2011) | Euro area | Bridge แบบเลือกตัวแปรอธิบายเอง |
| | State space | Bańbura and Rünstler (2011) | Euro area | AR |
| | Factor-MIDAS | Marcellino and Schumacher (2010) | เยอรมนี | Quarterly Factor Models, AR และ In-sample mean |

ที่มา : จากการรวบรวมของผู้ศึกษา

# บทที่ 3
# วิธีการศึกษา

บทนี้เริ่มจากการอธิบายลักษณะของแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา ในหัวข้อที่ 3.1 ประกอบด้วย ลักษณะของแบบจำลอง Bridge, หลักการนำข้อมูลรายเดือนมาใช้ในการประมาณข้อมูลรายไตรมาส และวิธีการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติ (Gets) เพื่อให้ได้มาซึ่งแบบจำลอง Bridge ที่เหมาะสม จากนั้นเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ในหัวข้อที่ 3.2 โดยเริ่มจากประมาณการแบบจำลองอ้างอิง ได้แก่แบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Random Walk (RW) แล้วทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของ 3 แบบจำลองข้างต้น ด้วยการทำ Rolling forecast ในช่วงพยากรณ์ (Forecasting Period) โดยใช้ RMSE เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบ และทดสอบความแตกต่างของประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วย Modified Diebold-Mariano test และสุดท้ายหัวข้อ 3.3 แสดงรายละเอียดของข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

## 3.1 แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา

### 3.1.1 แบบจำลอง Bridge

แบบจำลอง Bridge อยู่ในรูป Autoregressive-Distributed-Lag (ADL) ดังแสดงในสมการที่ (3.1) โดยงานศึกษานี้จะทำการเลือกตัวแปรอธิบายที่ใช้ในแบบจำลองให้เป็นไปแบบอัตโนมัติ (Gets)

$$y_{t_q} = \alpha + \sum_{i=1}^{m} \beta_i y_{t_q - i} + \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=0}^{p} \delta_{j,i} x_{j,t_q - i} + \varepsilon_t \qquad (3.1)$$

โดยที่ $y_{t_q}$ คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงของ Real GDP จากไตรมาสก่อน (QoQ)

$x_{t_q}$ คือ ตัวแปรอธิบายรายเดือน $(t_m)$ ที่ถูกนำมาเฉลี่ยหรือรวมเป็นข้อมูลรายไตรมาส $(t_q)$ จากนั้นหาอัตราการเปลี่ยนแปลงแบบ QoQ

สมการที่ (3.1) แสดงให้เห็นว่าอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP $(y_{t_q})$ ขึ้นอยู่กับ

1. ค่าคงที่ $(\alpha)$

2. อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP $(y_{t_q-i})$ ของช่วงเวลาในอดีต (lag) โดย $i = 1, \dots, m$ โดยการเลือกจำนวนช่วงเวลาในอดีต $(m)$ ขึ้นอยู่กับการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติ General-to-specific approach (Gets)

3. ตัวแปรอธิบาย $(x_{j,t_q-i})$ ที่ประกอบด้วย $k$ ตัว โดย $j = 1, \dots, k$ และในแต่ละตัวจะประกอบด้วยช่วงเวลาในอดีต (lags) ตั้งแต่ $i = 0, \dots, p$ โดยการเลือกจำนวนตัวแปรอธิบาย $(k)$ และจำนวนช่วงเวลาในอดีตของแต่ละตัวแปรอธิบาย $(p)$ ขึ้นอยู่กับการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติ หรือ Gets

การแปลงข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือน $(x_{t_m})$ ให้เป็นรายไตรมาส $(x_{t_q})$ ดังแสดงในสมการที่ (3.1) ขึ้นอยู่กับธรรมชาติของข้อมูลว่า เป็นตัวแปรสต็อก (Stock variable) คือ จำนวนหรือปริมาณที่สามารถวัดได้ ณ จุดหนึ่งของเวลา (At a point of time) เช่น อัตราแลกเปลี่ยน หรือเป็นตัวแปรกระแส (Flow variable) คือ จำนวนหรือปริมาณที่สามารถวัดได้ในช่วงระยะเวลาหนึ่ง (In a period of time) เช่น มูลค่าการส่งออก ซึ่งหากตัวแปรรายเดือนที่เราสนใจเป็นตัวแปรสต็อกให้เฉลี่ย (Average) ข้อมูลรายเดือนนั้นให้เป็นข้อมูลรายไตรมาส แต่หากตัวแปรรายเดือนที่เราสนใจเป็นตัวแปรกระแสให้บวกรวม (Sum) ข้อมูลรายเดือนนั้นให้เป็นข้อมูลรายไตรมาส

อย่างไรก็ตามในบางกรณีที่ข้อมูลรายเดือนไม่ครบไตรมาส เช่น การพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ณ สิ้นเดือนมีนาคม ข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนจะมีการเผยแพร่ของเดือนมกราคม $(m = 1)$ และกุมภาพันธ์ $(m = 2)$ ดังนั้นจะต้องทำการพยากรณ์ข้อมูลตัวแปรอธิบายให้ครบไตรมาสก่อนด้วยการพยากรณ์ข้อมูลตัวแปรอธิบายเดือนมีนาคม $(m = 3)$ ด้วยแบบจำลอง ARMA(*p,q*) ดังแสดงในสมการที่ (3.2) และใช้เกณฑ์ BIC เป็นเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลอง lag order (*p,q*)

$$x_{j,t_m} = C + \sum_{i=1}^{p} \phi_i x_{t_m-i} + \sum_{i=1}^{q} \theta_i \varepsilon_{t_m-i} + \varepsilon_{t_m} \tag{3.2}$$

การพยากรณ์ ณ เวลาต่างๆ จะมีลักษณะในการดำเนินการพยากรณ์แตกต่างกันไปตามที่แสดงในตารางที่ 3.1 ในแต่ละปีจะประกอบด้วยการพยากรณ์ 4 ไตรมาส $t_q = 1, \dots, 4$ และในแต่ละไตรมาสจะมีลักษณะในการพยากรณ์แตกต่างกัน 3 กรณี $i = 1, \dots, 3$ หรือเขียนในรูป $\hat{y}_{t_q}^{i}$ และในงานศึกษานี้ได้ทำการเพิ่มกรณีฐาน (Base case) ให้เป็นกรณีที่ 0 $(\hat{y}_1^0, \dots, \hat{y}_4^0)$ ซึ่งจะเป็นกรณีที่ไม่มีข้อมูลอธิบายรายเดือนเลย และต้องทำการพยากรณ์ข้อมูลรายเดือนไปข้างหน้า 3 เดือน

ยกตัวอย่างกรณีพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนมกราคม (กรณีที่ 3) ดังแสดงในภาพที่ 3.1 ณ เวลาดังกล่าวยังไม่มีการเผยแพร่ข้อมูล GDP ไตรมาสที่ 4 ของปีที่แล้ว $(t-1)$ ซึ่งจะมีการเผยแพร่ประมาณกลางเดือนกุมภาพันธ์ หรือ 15 วัน หลังจากวันที่ทำการพยากรณ์ ซึ่งในกรณีนี้เราจะทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 ของปีที่แล้ว $(t-1)$ หรือ $\hat{y}^3_{4(t-1)}$ โดยเรียกวิธีการพยากรณ์ดังกล่าวว่าการพยากรณ์ย้อนหลัง (Backcasting) ซึ่งข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์กรณีนี้ครบไตรมาส (ข้อมูลเดือนตุลาคม พฤศจิกายน และธันวาคม)

ภาพที่ 3.1

ข้อมูลรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์ย้อนหลัง กรณีที่ 3

ที่มา: สภาพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม รวบรวมโดยผู้ศึกษา

ภาพที่ 3.2

ข้อมูลรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์ปัจจุบัน กรณีที่ 1

ที่มา: สภาพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม รวบรวมโดยผู้ศึกษา

ตัวอย่างกรณีพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนกุมภาพันธ์ (กรณีที่ 1) แสดงในภาพที่ 3.2 เวลานี้ได้มีการเผยแพร่ข้อมูล GDP ไตรมาสที่ 4 ของปีที่แล้วเมื่อกลางเดือนที่ผ่านมา ดังนั้นจะทำการพยากรณ์ข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 หรือ $\hat{y}^1_1$ โดยเรียกการพยากรณ์นี้ว่าการพยากรณ์ปัจจุบัน (Nowcasting) ซึ่งข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์จะมีเพียงแค่เดือนเดียวของไตรมาส (ข้อมูลเดือนมกราคม) ซึ่งไม่ครบไตรมาสที่ 1 ดังนั้นกรณีนี้ต้องทำการ

พยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนให้ครบไตรมาสก่อน โดยทำการพยากรณ์ออกไป 2 เดือน นั่นคือ เดือนกุมภาพันธ์ และมีนาคม ด้วยแบบจำลอง ARMA (*p,q*)

ตารางที่ 3.1

ลักษณะการพยากรณ์ ณ เวลาที่แตกต่างกัน

| ไตรมาส | ณ สิ้นเดือน | พยากรณ์ | พยากรณ์ Real GDP ไตรมาส | จำนวนข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนที่มี | พยากรณ์ข้อมูลรายเดือนไปข้างหน้า |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | มกราคม | Backcasting | $\hat{y}^3_{4(t-1)}$ | 3 (พ.ย. – ธ.ค.) | 0 |
| | กุมภาพันธ์ | Nowcasting | $\hat{y}^1_1$ | 1 (ม.ค.) | 2 (ก.พ. - มี.ค.) |
| | มีนาคม | Nowcasting | $\hat{y}^2_1$ | 2 (ม.ค. – ก.พ.) | 1 (มี.ค.) |
| 2 | เมษายน | Backcasting | $\hat{y}^3_1$ | 3 (ม.ค. – มี.ค.) | 0 |
| | พฤษภาคม | Nowcasting | $\hat{y}^1_2$ | 1 (เม.ย.) | 2 (พ.ค. – มิ.ย.) |
| | มิถุนายน | Nowcasting | $\hat{y}^2_2$ | 2 (เม.ย. – พ.ค.) | 1 (มิ.ย.) |
| 3 | กรกฎาคม | Backcasting | $\hat{y}^3_2$ | 3 (เม.ย. – มิ.ย.) | 0 |
| | สิงหาคม | Nowcasting | $\hat{y}^1_3$ | 1 (ก.ค.) | 2 (ส.ค. – ก.ย.) |
| | กันยายน | Nowcasting | $\hat{y}^2_3$ | 2 (ก.ค. – ส.ค.) | 1 (ก.ย.) |
| 4 | ตุลาคม | Backcasting | $\hat{y}^3_3$ | 3 (ก.ค. – ก.ย.) | 0 |
| | พฤศจิกายน | Nowcasting | $\hat{y}^1_4$ | 1 (ต.ค.) | 2 (พ.ย. - ธ.ค.) |
| | ธันวาคม | Nowcasting | $\hat{y}^2_4$ | 2 (ต.ค. - พ.ย.) | 1 (ธ.ค.) |
| กรณีฐาน (หรือ กรณีที่ 0) | | | $\hat{y}^0_{t_q=1,2,3,4}$ | 0 | 3 |

หมายเหตุ - $\hat{y}^i_{t_q}$ แสดงถึงการพยากรณ์ Real GDP กรณี $i$ ไตรมาส $t_q$

ที่มา: รวบรวมโดยผู้ศึกษา

3.1.2 กระบวนการเลือกตัวแปรอัตโนมัติ (Gets)

กระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายโดยอัตโนมัตินั้นประกอบด้วย 3 ขั้นตอน สรุปเป็นผังงาน (Flowchart) ได้ในภาพที่ 3.3 โดยจะเริ่มจากผู้ศึกษาออกแบบแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (General unrestricted model: GUM)[1] เป็นแบบจำลองตั้งต้น และสิ้นสุดที่แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา (Final model) โดยใช้ชุดข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 (64 ไตรมาส หรือ 192 เดือน) ซึ่งหากเกิดกรณีที่ตัวแปรอธิบายในแบบจำลอง GUM มากกว่าครึ่งหนึ่งของจำนวนข้อมูล (Observations) งานศึกษา Hendry and Krolzig (2004) ได้นำเสนอวิธี Cross-block algorithm ในการแก้ไขปัญหาดังกล่าว รายละเอียดของวิธีดังกล่าวอยู่ในภาคผนวก ก

ขั้นตอนที่หนึ่ง นำแบบจำลอง GUM ที่ออกแบบโดยผู้ศึกษาใส่เข้าไปในโปรแกรม (Input) เรียก GUM ดังกล่าวว่า Initial GUM จากนั้นโปรแกรมจะทำการทดสอบ Specification tests ทั้ง 4 แบบทดสอบและรายงานผลการทดสอบที่ได้

Specification tests ประกอบด้วย 4 แบบทดสอบดังนี้[2]

1. Chow predictive failure tests แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด (70:30) ใช้ในการทดสอบการเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้าง (Structural break)

2. The Doornik and Hansen normality test ใช้ในการทดสอบการกระจายตัวแบบปกติของค่าความผิดพลาดจากแบบจำลอง

3. The LM autocorrelation test with 4 lags ใช้ในการทดสอบความสัมพันธ์กันเองของค่าความคลาดเคลื่อน

4. The Heteroskedasticity test (White test แบบ no cross term) ใช้ในการทดสอบความแปรปรวนของค่าความผิดพลาด

การทดสอบ Specification tests มีขั้นตอนดังนี้

1. หาก Initial GUM ผ่านการทดสอบ Specification tests และทุกตัวแปรอธิบายมีนัยสำคัญ ให้ Initial GUM ดังกล่าวเป็นแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา (Final model)

2. หาก Initial GUM ผ่านการทดสอบ Specification tests แต่ ตัวแปรอธิบายบางตัวไม่มีนัยสำคัญ นำ Initial GUM ไปสู่กระบวนการ Tree search ในขั้นตอนต่อไป

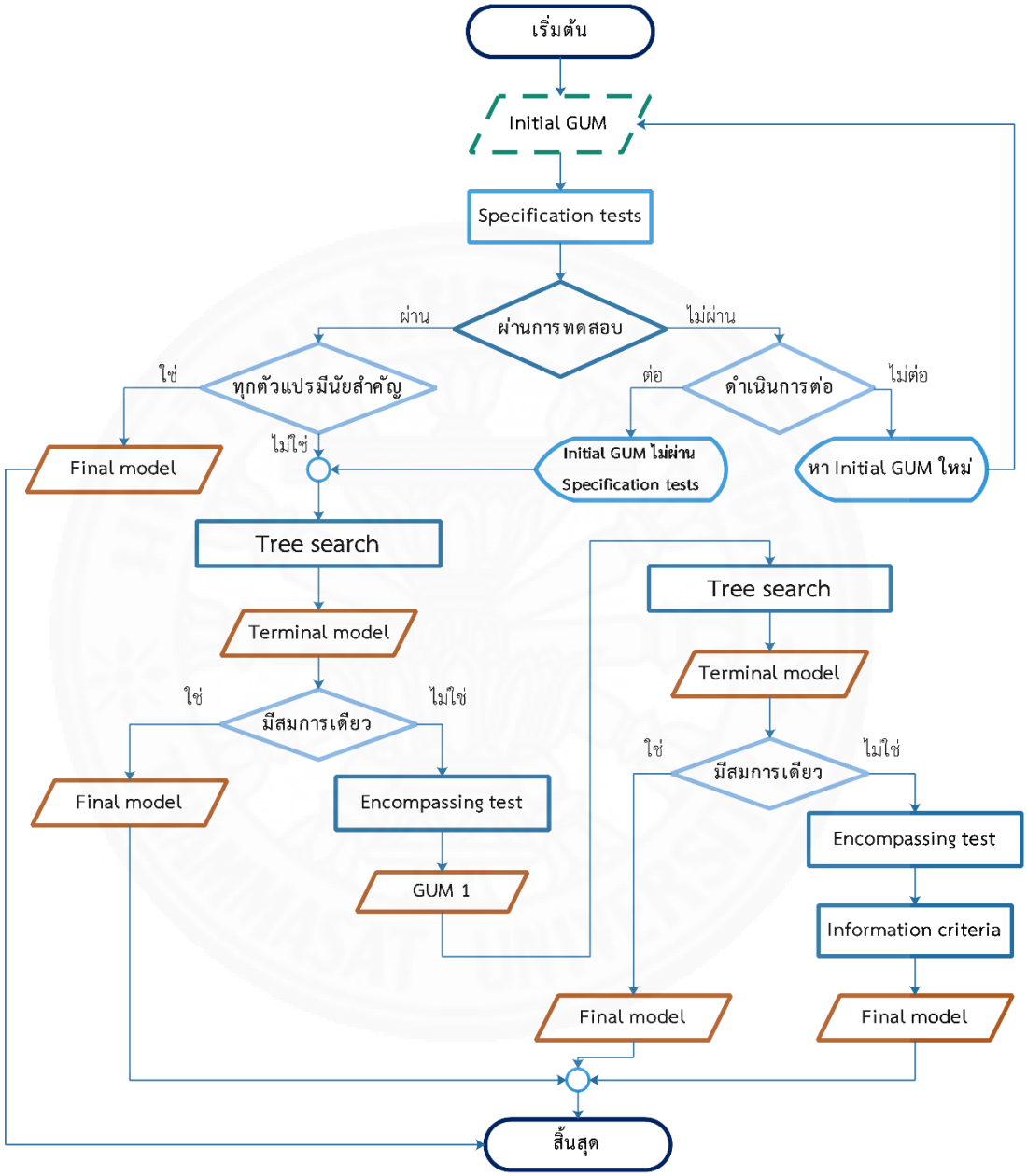
---

[1] แบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) คือ แบบจำลองที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายที่เกี่ยวข้องทั้งหมด และค่าล่าช้า (Lag length) ของแต่ละตัวแปร ทั้งตัวแปรอธิบายและตัวแปรตามจำนวน 4 lags เพื่อคำนึงถึงฤดูกาลสำหรับข้อมูลรายไตรมาส

[2] รายละเอียดและวิธีการของแต่ละแบบทดสอบแสดงในภาคผนวก ข

ภาพที่ 3.3

ผังงาน (Flowchart) ของอัลกอริธึมรุ่นที่ 3 (Autometrics)




ที่มา: จากการรวบรวมของผู้ศึกษา

หมายเหตุ: สี่เหลี่ยมผืนผ้า หมายถึง กระบวนการ, สี่เหลี่ยมด้านขนานเส้นประ หมายถึง ข้อมูลนำเข้า (Input), สี่เหลี่ยมด้านขนานเส้นทึบ หมายถึง ข้อมูลนำออก (Output), สี่เหลี่ยมขนมเปียกปูน หมายถึง การตัดสินใจ หรือเลือกเงื่อนไข และสัญลักษณ์คล้ายดินสอ (ด้านหนึ่งแหลม อีกด้านมีลักษณะมน) หมายถึง การแสดงผลบนหน้าจอ

3. หาก Initial GUM ไม่ผ่านการทดสอบ Specification tests ผู้ทำการศึกษาต้องตัดสินใจว่าจะดำเนินการต่อไปหรือไม่ หากดำเนินการต่อ นำ Initial GUM ไปสู่กระบวนการ Tree search ในขั้นตอนต่อไป แต่ผู้ศึกษาไม่แนะนำให้ดำเนินการต่อ เมื่อไม่ดำเนินการต่อ ผู้ศึกษาต้องย้อนกลับไปปรับ Initial GUM ตั้งต้นใหม่ เช่น หาตัวแปรอธิบายที่เกี่ยวข้องเพิ่มเติม

ขั้นตอนที่สอง นำแบบจำลอง Initial GUM ที่ผ่านขั้นตอนที่หนึ่งมาทำการค้นหาหลายทางแบบ Tree search หลังจากผ่านกระบวนการค้นหาจะได้ Terminal models ซึ่งอาจจะมีหนึ่ง หรือหลายแบบจำลอง ถ้ามีเพียงหนึ่งแบบจำลอง ให้ Terminal model นั้นเป็นแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา (Final model) แต่หากมีหลายแบบจำลอง นำ Terminal models เหล่านั้น เข้าสู่กระบวนการ Encompassing test จากนั้นนำตัวแปรอธิบายของแต่ละ Terminal model ที่ผ่านการทดสอบ Encompassing test มารวมกัน (หรือ Union กัน) เรียกแบบจำลองนี้ว่า GUM 1

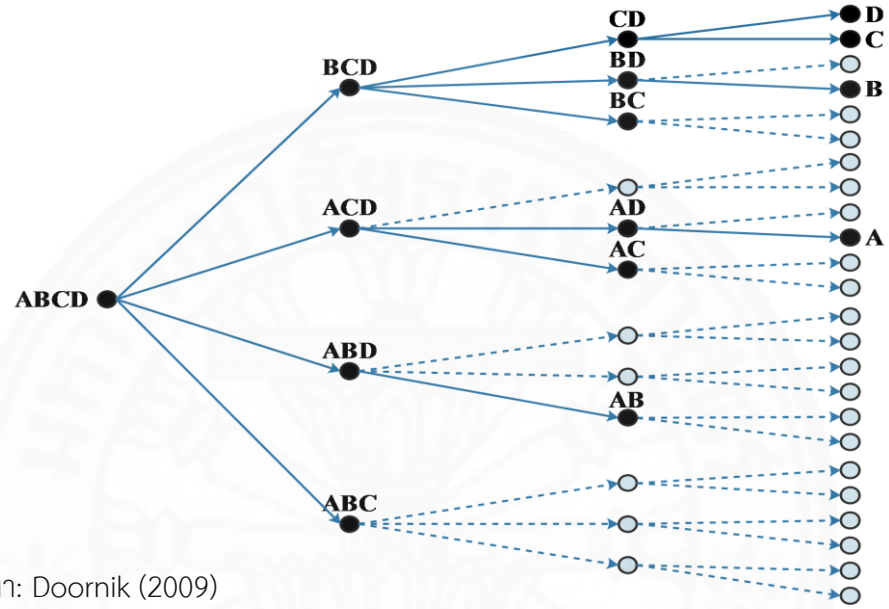
Tree search เป็นวิธีการค้นหาแบบจำลองที่เหมาะสม พิจารณาภาพที่ 3.4 ณ จุดแรกสุด ABCD คือแบบจำลอง GUM ที่มีตัวแปร ABCD เพื่อให้เห็นการทำงานในภาพรวม สมมติให้ทุกตัวแปรไม่มีนัยสำคัญทางสถิติเรียงลำดับ A ไม่มีนัยสำคัญมากที่สุด (ค่าสัมบูรณ์ t-test น้อยที่สุด) และ D ไม่มีนัยสำคัญน้อยที่สุด (ค่าสัมบูรณ์ t-test มากสุด แต่ก็ยังไม่ผ่านเกณฑ์นัยสำคัญ) แบบจำลอง ABCD 4 ตัวแปรที่ไม่มีนัยสำคัญ สามารถแบ่งออกเป็น 4 เส้นทางที่เป็นไปได้ BCD, ACD, ABD และ ABC เรียงตามการตัดตัวแปรที่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติมากสุดออกก่อน และในทุกๆจุดสีดำ ถือว่าเป็น 1 แบบจำลองที่มีการประมาณการ ในขั้นต่อไปแบบจำลอง BCD 3 ตัวแปรที่ไม่มีนัยสำคัญ ก็สามารถแบ่งออกได้อีก 3 เส้นทางที่เป็นไปได้ CD, BD และ BC โดยที่เส้นประและจุดขาวหมายถึงแบบจำลองที่ซ้ำกับที่ดำเนินการไปแล้ว เช่น จากแบบจำลอง ACD 3 ตัวแปรสามารถแบ่ง 3 เส้นทางที่เป็นไปได้ CD, AD และ AC แต่ เส้นทาง CD ได้มีการประมาณการไปก่อนหน้านี้แล้ว จึงไม่ประมาณการในส่วนนี้ซ้ำ ขั้นตอนการค้นหาจะเรียงลำดับจากซ้ายไปขวาและบนลงล่าง เพื่อค้นแบบ Terminal model

จากย่อหน้าก่อนได้สมมติให้ตัวแปร ABCD ไม่มีนัยสำคัญเพื่อให้เห็นภาพโดยรวม แต่ในการดำเนินการจริงบางตัวแปรอาจมีนัยสำคัญ และทำให้เส้นทางการค้นหาไม่เป็นไปตามภาพที่ 3.4 ยกตัวอย่าง พิจารณาตัดตัวแปร B จากแบบจำลอง BCD หากเราไม่สามารถตัดตัวแปร B ได้ อันเนื่องมาจาก 1.ตัวแปร B มีนัยสำคัญ ไม่สามารถตัดออกได้ หรือ 2.เมื่อตัดตัวแปร B ออก แต่ทำการทดสอบ F-test ระหว่างแบบจำลอง CD กับแบบจำลอง GUM (ABCD) หรือ Backtesting แล้วไม่ผ่านการทดสอบ หากเกิดกรณีใดกรณีหนึ่งโปรแกรมจะหยุดดำเนินการค้นหาในเส้นทางนั้น (CD, D และ C) และเปลี่ยนไปพิจารณาในเส้นทางอื่นแทน (กรณีตัวอย่างคือ BD ซึ่งเป็น Node ถัดไปที่อยู่ในระดับเดียวกัน) และหากพิจารณาแล้วพบว่า ไม่สามารถตัดตัวแปร C และ D จากแบบจำลอง BCD

ด้วยเหตุผลเดียวกันกับที่พิจารณาตัดตัวแปร B ให้แบบจำลอง BCD เป็นหนึ่งในแบบจำลอง Terminal model และดำเนินการค้นหา Terminal model อื่นๆต่อไป ซึ่งอาจมีหนึ่ง หรือหลายแบบจำลอง

ภาพที่ 3.4

แผนภาพต้นไม้กระบวนการค้นหาแบบ Tree search




ที่มา: Doornik (2009)

Encompassing test สำหรับกรณีที่หลังจากดำเนินการ Tree search แล้ว พบแบบจำลอง Terminal model มากกว่า 1 แบบจำลอง วิธีการ Encompassing test คือนำตัวแปรอธิบายของแต่ละ Terminal model มารวมกัน (Union) เป็นแบบจำลองใหม่ (Terminal GUM model) จากนั้นทดสอบแต่ละ Terminal model เทียบกับแบบจำลองใหม่ที่สร้างขึ้น (Terminal GUM model) ด้วย F-test เลือกเฉพาะ Terminal model ที่ผ่านการทดสอบ

ขั้นตอนที่สาม นำแบบจำลอง GUM 1 ที่ได้จากขั้นตอนที่สองไปสู่กระบวนการ Tree search อีกครั้งหนึ่งเช่นเดียวกับขั้นตอนที่สอง แต่ครั้งนี้หาก Terminal model ที่ได้ยังคงมีหลายแบบจำลอง คัดเลือกเฉพาะ Terminal model ที่ผ่านการทดสอบ [Encompassing test] จากนั้นใช้วิธี Information criteria เช่น Schwarz-Bayesian Information Criteria หรือ BIC ที่นำเสนอโดย Schwarz (1978) เป็นเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลอง โดยแบบจำลอง Terminal model ที่มีค่า BIC ต่ำสุดเป็นแบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา Final model

**3.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์**

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์จะเริ่มจากแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง คือ ข้อมูลช่วงประมาณการ (Estimation period) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส) และข้อมูลช่วงพยากรณ์ (Forecasting Period) เดือนมกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (16 ไตรมาส) จากนั้นนำแบบจำลอง Bridge และแบบจำลองอ้างอิงที่ได้จากการประมาณการในหัวข้อที่ 3.1 และ 3.2.1 มาทำการ Out-of-sample forecast โดยเป็นการสมมติเหตุการณ์ว่ากำลังพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในอดีต แล้วนำผลการพยากรณ์ดังกล่าวเทียบกับข้อมูลจริง พิจารณาค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น ด้วยเกณฑ์และแบบทดสอบที่สร้างขึ้นเพื่อให้เปรียบเทียบกันได้ดังแสดงรายละเอียดในหัวข้อที่ 3.2.2

การ Rolling นั้นจะคงรูปแบบสมการหลัก (Model specification) ของทั้ง 3 แบบจำลอง Bridge, AR และ RW ไม่เปลี่ยนแปลงตลอดช่วงที่ทำการ Rolling เช่น หากแบบจำลอง AR(1) เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ตลอดช่วงที่ทำการ Rolling ก็จะใช้ AR(1) ตลอดไม่เปลี่ยนแปลง แต่สิ่งที่จะเปลี่ยนแปลงไปคือค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง เพราะมีการใช้ชุดข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงไป และกำหนดให้ขนาดของช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ (Window) คงที่ที่ 48 ไตรมาส โดยเริ่มจากประมาณการข้อมูลช่วงที่หนึ่ง ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2542 ถึงไตรมาสสี่ พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส) เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง จากนั้นพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไปข้างหน้า 1 ไตรมาส (One-step ahead forecast) นั่นคือไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2554 สำหรับข้อมูลช่วงที่สอง จะใช้ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสสอง พ.ศ. 2542 ถึงไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2554 (48 ไตรมาส) เพื่อประมาณการหาค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองใหม่ จากนั้นพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไปข้างหน้า 1 ไตรมาส นั่นคือไตรมาสสอง พ.ศ.2554 จากนั้นขยับช่วงข้อมูลไปทีละไตรมาสจนกระทั่งข้อมูลช่วงสุดท้าย ใช้ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสสี่ พ.ศ.2557 (48 ไตรมาส) เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองและพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไปข้างหน้า 1 ไตรมาส นั่นคือไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2558

3.2.1 แบบจำลองอ้างอิง (Benchmark models)

แบบจำลองอ้างอิงที่นำมาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพในพยากรณ์ประกอบด้วยแบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Random Walk (RW) โดยทั้งสองแบบจำลองอ้างอิงนี้จะไม่รวมตัวแปรอธิบายรายเดือนเข้ามาเกี่ยวข้องด้วย เป็นแบบจำลองที่ประมาณการเป็นรายไตรมาส พิจารณาเฉพาะข้อมูล อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP $(y_{t_q})$

3.2.1.1 แบบจำลอง Autoregressive (AR)

$$y_{t_q} = \left(\sum_{i=1}^{p} \hat{\phi}_i L^i\right) y_{t_q} + \varepsilon_t \tag{3.3}$$

สมการที่ (3.3) แสดงรูปแบบสมการ AR(*p*) โดยจำนวนค่าล่าช้า (Lag term) ของ *p* จะใช้ Schwarz-Bayesian Information Criteria หรือ BIC ที่นำเสนอโดย Schwarz (1978) เป็นเกณฑ์ในการเลือกค่าล่าช้าที่เหมาะสมในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP สำหรับชุดข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึง ธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส)

3.2.1.2 แบบจำลอง Random Walk (RW)

$$y_{t_q} = y_{t_q-1} + \varepsilon_t \tag{3.4}$$

Random Walk เป็นการประมาณการโดยใช้ข้อมูลก่อนหน้า $(y_{t_q-1})$ เป็นตัวแทนค่าพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP $(y_{t_q})$ มีค่าสัมประสิทธิ์เท่ากับ 1

3.2.2 เกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์

เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพจะประกอบด้วย Root-mean-square error (RMSE) เป็นการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ และ Diebold-Mariano tests เป็นการทดสอบความไม่แตกต่างกันในความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลอง โดยงานศึกษานี้จะใช้ Modified Diebold-Mariano test ซึ่งเป็นฉบับปรับปรุงที่ได้จากงานศึกษาของ Harvey et al. (1997) เพื่อให้สามารถใช้กับจำนวนข้อมูลพยากรณ์ที่น้อย (17 ไตรมาส)

3.2.2.1 Root-mean-square error (RMSE)

วิธีนี้เป็นการนำค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์โดยเฉลี่ยมาเปรียบเทียบกัน โดยปรับค่าความผิดพลาดดังกล่าวให้เป็นบวกเสมอภายใต้ข้อสมมติว่าผลกระทบทางบวกหรือทางลบเท่ากัน ดังนั้นแบบจำลองที่มีค่า RMSE ที่สูงกว่า แสดงถึงมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ที่มากกว่าไม่ว่าจะพยากรณ์สูงเกินไป หรือต่ำเกินไป

$$RMSE(i) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_{t_q} - \hat{y}_{t_q}^{i})^2} \tag{3.5}$$

โดยที่ $n$ คือ จำนวนไตรมาสใน rolling forecast $(n = 17)$

พิจารณาในแต่ละไตรมาส $t_q$ ใดๆ จะประกอบด้วย การพยากรณ์ 4 สถานการณ์ หรือ $\hat{y}^i_{t_q}$ โดยที่ $i = 0, 1, 2$ และ $3$

3.2.2.2 Modified Diebold-Mariano tests

วิธีนี้เป็นการทดสอบที่มีสมมติฐานหลักว่าทั้งสองแบบจำลองที่นำมาทดสอบมีความสามารถในการพยากรณ์ไม่แตกต่างกัน นำเสนอโดย Harvey et al. (1997) ซึ่งปรับปรุงจาก Diebold-Mariano test ที่คิดค้นโดย Diebold and Mariano (1995)

Diebold-Mariano test เป็นการทดสอบความไม่แตกต่างกันของความสามารถในการพยากรณ์ กำหนดให้ $(e_{1t}, e_{2t})$ เป็นคู่อันดับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากแบบจำลอง $t = 1,2, \dots, n$ จากการพยากรณ์ไปข้างหน้า $h$ step

ตัวทดสอบทางสถิติ Dieblod-Mariano แบบยังไม่ปรับปรุง แสดงในสมการที่ (3.6)

$$S_1 = \left[\hat{V}(\bar{d})\right]^{-1/2} \bar{d} \tag{3.6}$$

โดย $V(\bar{d})$ คือค่าความแปรปรวน (Variance) ของ $\bar{d}$ ดังแสดงในสมการที่ (3.7) และ $\bar{d}$ คือค่าเฉลี่ยของ $d_t$ ซึ่ง $d_t = g(e_{1t}) - g(e_{2t})$ และกำหนดให้ $g(e) = e^2$

$$V(\bar{d}) \approx n^{-1}\left[\gamma_0 + 2\sum_{k=1}^{k-1}\gamma_k\right] \tag{3.7}$$

โดยที่ $\gamma_k$ คือค่าความแปรปรวนร่วมอันดับที่ k ของ $d_t$

สมมติฐานหลัก (Null hypothesis) $H_0$: $E[g(e_{1t}) - g(e_{2t})] = 0$ นั่นคือ หากปฏิเสธสมมติฐานหลักที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha$ แสดงว่าความสามารถในการพยากรณ์ของสองแบบจำลองแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

ตัวแบบทดสอบ Modified Diebold-Mariano test ที่ได้ปรับปรุงแล้วดังกล่าวแสดงในสมการที่ (3.8) โดยที่ $S_1$ เป็นค่าที่ได้จากการทดสอบแบบ Diebold-Mariano เดิม (สมการที่ 3.6)

$$S_1^* = \left[\frac{n + 1 - 2h + n^{-1}h(h-1)}{n}\right]^{1/2} S_1 \tag{3.8}$$

โดยที่ $h$ คือ ระยะเวลาที่ทำการพยากรณ์ไปข้างหน้า (h-step ahead)

จากนั้นนำค่า $S_1^*$ ที่ได้จากการคำนวณมาเทียบกับค่าวิกฤต (Critical values) ซึ่งค่าวิกฤตจากเดิมใช้กระจายตัวแบบปกติ (Normal distribution) แต่ฉบับปรับปรุง (Modified) ได้เปลี่ยนเป็นการกระจายตัวแบบ Student's t ที่ระดับความอิสระ (degree of freedom) $(n-1)$

### 3.3 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

แบบจำลองที่ใช้ในงานศึกษานี้ถูกออกแบบมาเพื่อให้สามารถนำข้อมูลที่มีความถี่ในการเผยแพร่ข้อมูลที่สูงกว่า เช่น ข้อมูลรายเดือน มาพยากรณ์ข้อมูลที่มีความถี่ในการเผยแพร่ข้อมูลที่ต่ำกว่า เช่น ข้อมูลรายไตรมาส ซึ่งข้อมูลที่เกี่ยวข้องที่นำมาใช้ในงานศึกษาแสดงในตารางที่ 3.2 แสดงข้อมูลมีการเผยแพร่จากหน่วยงานใด แสดงลักษณะของข้อมูล ว่าเป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) หรือข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) หรือเป็นข้อมูลทางการเงิน (Financial data), แสดงความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล คือ จำนวนวันที่หน่วยงานนั้นๆเผยแพร่ข้อมูล หลังจากสิ้นเดือนหรือสิ้นไตรมาสหนึ่งๆ ซึ่งสามารถดูเปรียบเทียบได้ในภาพที่ 3.5 รวมทั้งแสดงการแปลงข้อมูล ว่าข้อมูลต่างๆต้องแปลงให้อยู่ในลักษณะใดก่อนที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์ เช่น First difference หรือ Log-difference[3] หรือไม่มีการเปลี่ยนแปลงใดๆ โดยหากเป็นการแปลงแบบ Log-difference จะอยู่ในรูป ไตรมาสต่อไตรมาส (QoQ) ยกเว้นข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยน (EXR) แปลงเป็นปีต่อปี (YoY) เนื่องจากราคาสินค้าที่มีการซื้อขายระหว่างประเทศนั้นเป็นการกำหนดล่วงหน้า

ข้อมูลทั้งหมดที่นำมาใช้ในงานศึกษานี้จะถูกปรับฤดูกาล (Seasonal adjusted) ซึ่งเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (16 ปี หรือ 64 ไตรมาส หรือ 192 เดือน) และแสดงค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) ระหว่างข้อมูลในตารางที่ 3.3

---

[3] Log-difference = $LN(Y_t) - LN(Y_{t-1})$ โดย ค่าที่ได้จากการทำ Log difference นั้นเท่ากันโดยประมาณกับการทำอัตราการเปลี่ยนแปลงแบบ Percentage change = $(Y_t - Y_{t-1})/ Y_{t-1}$

ตารางที่ 3.2
ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

| | ข้อมูล | หน่วยงานที่รับผิดชอบ | ลักษณะของข้อมูล | ความล่าช้าในการเผยแพร่ | การแปลงข้อมูล |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) | สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (NESDB) | Hard | +45 | 3 |
| 2 | ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Manufacturing Production Index: MPI) | สำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม (OIE) | Hard | +30 | 3 |
| 3 | มูลค่าการส่งออก (Exports: EX) | สำนักดัชนีเศรษฐกิจการค้า กระทรวงพาณิชย์ (MOC) | Hard | +25 | 3 |
| 4 | ดัชนีชี้นำของจีน (CH-Leading index: CHLEAD) | National Bureau of Statistics of China | Hard | +28 | 3 |
| 5 | ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business Sentiment Index: BSI) | ธนาคารแห่งประเทศไทย (BOT) | Soft | +30 | 1 |
| 6 | ดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ (US-Purchasing Managers' Index: USPM) | Institute of Supply Management (ISM) | Soft | +1 | 3 |
| 7 | ตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป (EU-Economic Sentiment Indicator: EUES) | European Commission | Soft | +0 | 1 |
| 8 | อัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาท/ดอลลาร์สหรัฐฯ (Exchange Rate: EXR) | ธนาคารแห่งประเทศไทย (BOT) | Finance | +1 | 3 |
| 9 | ดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (Real Effective Exchange Rate: REER) | ธนาคารแห่งประเทศไทย (BOT) | Finance | +30 | 3 |

หมายเหตุ: 1. การแปลงข้อมูล 1: ไม่เปลี่ยนแปลง, 2: First difference และ 3: First difference of logarithm

2. ข้อมูลตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป (ESI) เป็นข้อมูลระดับ Banerjee et al. (2005)

3. มีเฉพาะข้อมูล GDP ที่เป็นข้อมูลรายไตรมาส นอกนั้นเป็นข้อมูลรายเดือนทั้งหมด

4. ความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลคือ จำนวนวันที่ใช้ในการเผยแพร่ข้อมูลหลังจากสิ้นเดือนหรือไตรมาส

ที่มา: จากการรวบรวมของผู้ศึกษา

ภาพที่ 3.5

เปรียบเทียบความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล

ที่มา : จากการรวบรวมของผู้ศึกษา

ตารางที่ 3.3

ค่าสหสัมพันธ์ของข้อมูล

| GDP | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0.838 | MPI | | | | | | | |
| 0.663 | 0.669 | EX | | | | | | |
| 0.266 | 0.261 | 0.260 | CHLEAD | | | | | |
| 0.471 | 0.369 | 0.476 | 0.061 | BSI | | | | |
| 0.284 | 0.232 | 0.383 | 0.518 | 0.233 | USPM | | | |
| 0.082 | 0.096 | 0.307 | -0.180 | 0.166 | -0.149 | EUES | | |
| -0.100 | -0.163 | -0.370 | -0.007 | -0.127 | -0.148 | -0.164 | EXR | |
| -0.148 | -0.127 | -0.024 | 0.126 | 0.031 | 0.085 | -0.048 | -0.164 | REER |

ที่มา : จากการรวบรวมของผู้ศึกษา

หลักการในการเลือกตัวแปรอธิบายที่เกี่ยวข้องที่นำมาใช้ในการศึกษา ดังนี้

1. ตัวแปรอธิบายเป็นข้อมูลรายเดือน หรือมีความถี่ที่สูงกว่า เช่น รายวัน
2. ความสัมพันธ์ หรือสหสัมพันธ์กับข้อมูล GDP ที่มาก
3. ตัวแปรอธิบายที่เลือกจะต้องไม่มีความสัมพันธ์ หรือสหสัมพันธ์กันเองมากเกินไป
4. ความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลจะต้องไม่เกิน 1 เดือน เพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลที่มีความเป็นปัจจุบัน

ยกตัวอย่างข้อมูลการลงทุนโดยตรงจากต่างประเทศ (Foreign Direct Investment หรือ FDI) ที่มีการรายงานโดยธนาคารแห่งประเทศไทย ลักษณะของข้อมูลน่าจะมีความสัมพันธ์กับ GDP ได้ดี น่าจะเป็นตัวแปรอธิบายที่ดี แต่ความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลของ FDI อยู่ที่ประมาณ 2 เดือน ซึ่งมีความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลที่สูง นั่นคือข้อมูล FDI ของเดือนมกราคม (เดือนแรกของไตรมาส) จะมีการเผยแพร่ในเดือนมีนาคม (เดือนสุดท้ายของไตรมาส) ดังนั้นในงานศึกษานี้จะไม่สามารถนำข้อมูล FDI มาใช้ได้

สำหรับข้อมูลสถิติของสหรัฐฯ ที่เลือกใช้ข้อมูลดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ (Purchasing Managers' Index) อันเนื่องมาจากข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (Industrial Production Index) ที่รายงานโดย Federal Reserve มีความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลประมาณ 45 วัน ซึ่งเกินกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ในงานศึกษา เช่นเดียวกับข้อมูลสถิติของกลุ่มประเทศยุโรป (Euro area) ข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม เผยแพร่โดย Eurostat มีความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลประมาณ 45 วัน จึงเลือกใช้ Economic Sentiment Indicator (ESI) หรือตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป ที่เผยแพร่โดย European commission และข้อมูลดังกล่าวจะเผยแพร่ ณ สิ้นเดือนนั้นๆ เลย ความล่าช้าในการเผยแพร่เป็น 0

# บทที่ 4
# ผลการศึกษาและอภิปรายผล

ผลการศึกษาแบ่งออกเป็น 3 ส่วน หัวข้อ 4.1) แสดงผลการประมาณการแบบจำลอง Bridge ที่ได้จากการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) หัวข้อ 4.2) การทำ Out-of-sample forecast โดยสมมติการทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือนในช่วงข้อมูลที่ละไว้บางส่วนเพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ และหัวข้อ 4.3) วิเคราะห์ผลที่ได้จากการศึกษาด้วยค่า RMSE, ค่าสหสัมพันธ์ และทดสอบ Modified Diebold-Mariano tests ว่าแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลอง RW มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์แตกต่างกันหรือไม่

## 4.1 การประมาณการแบบจำลอง Bridge ในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample)

แบบจำลอง Bridge ที่ได้จากการศึกษาจะแบ่งออกเป็น 4 แบบ ตามลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (General Unrestricted Model: GUM) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่จะนำเข้ากระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติเพื่อให้ได้แบบจำลองที่เหมาะสม

แบบจำลอง Bridge 1 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายทุกตัวที่แสดงในตารางที่ 3.2

แบบจำลอง Bridge 2 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data)

แบบจำลอง Bridge 3 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (EXR)

แบบจำลอง Bridge 4 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER)

การประมาณการแบบจำลอง Bridge จะอยู่ในระดับความถี่รายไตรมาส ซึ่งแบบจำลองจะประกอบด้วย ตัวแปรตามคือ อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP หรือ $\Delta ln(GDP_t)$ และตัวแปรอธิบายซึ่งจะเป็นข้อมูลที่มีความถี่รายเดือนโดยต้องแปลงข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนดังกล่าวให้อยู่ในรูปข้อมูลรายไตรมาสก่อน โดยทำการบวกรวมหากเป็นตัวแปรมูลค่าการส่งออก (EX) และทำการเฉลี่ยหากเป็นตัวแปรอื่นๆ จากนั้นหาอัตราการเปลี่ยนแปลงแบบ QoQ ยกเว้นข้อมูลดัชนีความเชื่อมันทางธุรกิจ (BSI) และข้อมูลตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป (EUES) ที่เป็นข้อมูลระดับ (Level) เมื่อข้อมูลตัวแปรอธิบายอยู่ในระดับความถี่รายไตรมาสแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือเลือกตัวแปรอธิบายที่เหมาะสมด้วยวิธีการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ โดยใช้ช่วงข้อมูลในกลุ่ม

ตัวอย่าง (In-sample) ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2542 ถึงไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส)[1] ซึ่งจะได้แบบจำลองที่เหมาะสมดังต่อไปนี้ โดยผลการประมาณการแบบละเอียดแสดงในภาคผนวก ง

4.1.1 แบบจำลอง Bridge 1

แบบจำลอง Bridge 1 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายทุกตัวที่แสดงในตารางที่ 3.2 และได้ทำการแปลงข้อมูลรายเดือนให้เป็นความถี่รายไตรมาสแล้ว พร้อมทั้งค่าล่าช้าของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags[2] ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ (Gets)

$$\begin{aligned}\Delta ln(GDP_t) = &- \underset{(0.123)*}{0.2299}\ \Delta ln(GDP_{t-1}) - \underset{(0.107)*}{0.1859}\ \Delta ln(GDP_{t-3}) \\ &+ \underset{(0.035)***}{0.2022}\ \Delta ln(MPI_t) + \underset{(0.044)*}{0.0871}\ \Delta ln(MPI_{t-1}) \\ &+ \underset{(0.011)**}{0.1051}\ \Delta ln(MPI_{t-3}) - \underset{(0.021)***}{0.0575}\ \Delta ln(USPM_{t-3}) \\ &+ \underset{(0.0002)***}{0.0006}\ EUES_t - \underset{(0.0002)***}{0.0005}\ EUES_{t-2} \\ &- \underset{(0.034)***}{0.1009}\ \Delta ln(EXR_{t-2}) + \underset{(0.027)***}{0.1082}\ \Delta ln(EXR_{t-3}) \\ &- \underset{(0.055)***}{0.1584}\ \Delta ln(REER_{t-2})\end{aligned} \tag{4.1}$$

แบบจำลอง Bridge 1 ที่เหมาะสม ประกอบด้วย ค่าล่าช้าของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ย้อนหลัง 1 ไตรมาส $(GDP_{t-1})$ และ 3 ไตรมาส $(GDP_{t-3})$ ข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง 3 ตัวแปร ซึ่งอยู่ในรูป Log-difference หรืออัตราการเปลี่ยนแปลง ทั้งหมด ได้แก่ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรมเวลาปัจจุบัน $(MPI_t)$ ไตรมาสที่แล้ว $(MPI_{t-1})$ และย้อนหลัง 3 ไตรมาสที่แล้ว $(MPI_{t-3})$ อีกทั้งประกอบด้วยตัวแปรข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น 3 ตัวแปร ซึ่งเป็นข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯย้อนหลัง 3 ไตรมาสที่แล้ว $(USPM_{t-3})$

---

[1] งานศึกษานี้ได้ทำการศึกษาเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลช่วง in-sample เพิ่มเติม 2 กรณี กรณีที่ 1 ช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2542 ถึง ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 (52 ไตรมาส) พบว่าแบบจำลองที่ได้จากการศึกษาดังกล่าวให้ผลการพยากรณ์ที่ไม่ดีเท่าที่ควร เนื่องจากข้อมูลไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 มีความผันผวน ทำให้โปรแกรมเลือกแบบจำลองที่คำนึงตัวแปรอธิบายที่เหมาะสมกับความผันผวนดังกล่าวด้วย และกรณีที่ 2 ช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2542 ถึง ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2557 (64 ไตรมาส) ผลการศึกษาที่ได้อยู่ในภาคผนวก ค

[2] ค่าล่าช้าประกอบด้วย 4 lags เพื่อคำนึงถึงความเป็นฤดูกาลของข้อมูลรายไตรมาส

และตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป ซึ่งเป็นข้อมูลระดับ (Level) ทั้งเวลาปัจจุบัน $(EUES_t)$ และย้อนหลัง 2 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-2})$ และข้อมูลทางการเงิน ซึ่งอยู่ในรูปอัตราการเปลี่ยนแปลงทั้งหมด ได้แก่ อัตราแลกเปลี่ยน ย้อนหลัง 2 ไตรมาส $(EXR_{t-2})$ และ 3 ไตรมาส $(EXR_{t-3})$ และดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริงย้อนหลัง 2 ไตรมาส $(REER_{t-2})$

สมการที่ (4.1) ดังกล่าว จะมีลักษณะการอธิบายที่ต่างกัน โดยเมื่อเป็นข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง เช่น หากดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม $(MPI_t)$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.2022 เมื่อสมมติให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นของผลผลิตอุตสาหกรรมเป็นปัจจัยทางบวกต่อ Real GDP ในขณะที่การอธิบายข้อมูลระดับ เช่น หากตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $(EUES_t)$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0006 เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นของตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรปเป็นปัจจัยทางบวกต่อ Real GDP ของไทย

4.1.2 แบบจำลอง Bridge 2

แบบจำลอง Bridge 2 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) ที่ได้ทำการแปลงข้อมูลรายเดือนให้เป็นความถี่รายไตรมาสแล้ว พร้อมทั้งค่าล่าช้าของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ

$$\begin{aligned}\Delta ln(GDP_t) = {} & \underset{(0.002)***}{0.0070} - \underset{(0.1331)}{0.2147}\,\Delta ln(GDP_{t-3}) + \underset{(0.038)***}{0.2525}\,\Delta ln(MPI_t) \\ & - \underset{(0.053)*}{0.0912}\,\Delta ln(MPI_{t-1}) + \underset{(0.050)}{0.0745}\,\Delta ln(MPI_{t-3}) \\ & - \underset{(0.031)*}{0.0532}\,\Delta ln(EX_{t-3}) - \underset{(0.180)}{0.2934}\,\Delta ln(CHLEAD_{t-2}) \\ & + \underset{(0.142)}{0.2134}\,\Delta ln(CHLEAD_{t-3})\end{aligned} \tag{4.2}$$

แบบจำลอง Bridge 2 ประกอบด้วย ค่าล่าช้าของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ย้อนหลัง 3 ไตรมาส $(GDP_{t-3})$ ตัวแปรที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง 6 ตัวแปร ได้แก่ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรมเวลาปัจจุบัน $(MPI_t)$ ย้อนหลัง 1 ไตรมาส $(MPI_{t-1})$ และย้อนหลัง 3 ไตรมาส $(MPI_{t-3})$ มูลค่าการส่งออกย้อนหลัง 3 ไตรมาส $(EX_{t-3})$ และดัชนีชี้นำของจีนย้อนหลัง 2 ไตรมาส $(CHLEAD_{t-2})$ และ 3 ไตรมาสย้อนหลัง $(CHLEAD_{t-3})$ โดยที่ทุกตัวแปรดังกล่าวอยู่ในรูป Log-difference หรืออัตราการเปลี่ยนแปลงทั้งหมด ดังนั้น สมการที่ (4.2) จะมีลักษณะการอธิบายที่

เหมือนกัน เช่น หากอัตราการเปลี่ยนแปลงผลผลิตมวลรวมภายในประเทศย้อนหลัง 3 ไตรมาส $(GDP_{t-3})$ เปลี่ยนแปลงร้อยละ 1 จะทำให้อัตราการเปลี่ยนแปลงผลผลิตมวลรวมภายในประเทศ $(GDP_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.2147 เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ เป็นต้น

4.1.3 แบบจำลอง Bridge 3

แบบจำลอง Bridge 3 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (EXR) ที่ได้ทำการแปลงข้อมูลรายเดือนให้เป็นความถี่รายไตรมาส พร้อมทั้งค่าล่าช้าของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ

$$\begin{aligned}\Delta ln(GDP_t) = &- \underset{(0.027)**}{0.0608} + \underset{(0.0005)**}{0.0012}\ BSI_t - \underset{(0.025)*}{0.0487}\ \Delta ln(USPM_{t-3}) \\ &+ \underset{(0.0002)***}{0.0009}\ EUES_t - \underset{(0.0005)***}{0.0018}\ EUES_{t-2} \\ &+ \underset{(0.0004)**}{0.0010}\ EUES_{t-3} - \underset{(0.036)**}{0.0881}\ \Delta ln(EXR_{t-2}) \\ &+ \underset{(0.029)***}{0.0910}\ \Delta ln(EXR_{t-3})\end{aligned} \tag{4.3}$$

แบบจำลอง Bridge 3 ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็นทั้งหมด 5 ตัวแปร สามารถแบ่งเป็น ข้อมูลระดับ (Level) 4 ตัวแปร ได้แก่ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจไตรมาสปัจจุบัน $(BSI_t)$ และตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป ทั้งเวลาปัจจุบัน $(EUES_t)$ ย้อนหลัง 2 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-2})$ ข้อมูลในรูปอัตราการเปลี่ยนแปลง (Log-difference) คือ ดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ ย้อนหลัง 3 ไตรมาสที่แล้ว $(USPM_{t-3})$ และอัตราแลกเปลี่ยน เป็นข้อมูลทางการเงินและอยู่ในรูปอัตราการเปลี่ยนแปลง ย้อนหลัง 2 ไตรมาส $(EXR_{t-2})$ และ 3 ไตรมาสย้อนหลัง $(EXR_{t-3})$

สมการที่ (4.3) จะมีลักษณะการอธิบายที่ต่างกัน การอธิบายในกรณีที่ตัวแปรอธิบายเป็นข้อมูลระดับ เช่น หากดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $(BSI_t)$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0012 เมื่อสมมติให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจเป็นปัจจัยทางบวกต่อ Real GDP และสำหรับกรณีที่ตัวแปรอธิบายเป็นข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง เช่น หากอัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง 3 ไตรมาสที่แล้ว $(EXR_{t-3})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0910 เมื่อสมมติให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยน

เพิ่มขึ้นหรือค่าเงินบาทอ่อนค่าลงใน 3 ไตรมาสที่แล้ว เป็นปัจจัยทางบวกต่อ Real GDP เพราะค่าเงินบาทที่อ่อนค่าลงเป็นปัจจัยบวกต่อการส่งออก ในขณะที่ อัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง 2 ไตรมาสที่แล้ว $(EXR_{t-2})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.0881 เมื่อสมมติให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนเพิ่มขึ้นหรือค่าเงินบาทอ่อนค่าลงใน 2 ไตรมาสที่แล้ว เป็นปัจจัยทางลบต่อ Real GDP ซึ่งหากมองในอีกด้านหนึ่ง เงินบาทที่อ่อนค่าทำให้ราคาพลังงานหรือสินค้านำเข้าอื่นๆปรับตัวสูงขึ้น ส่งผลต่อเงินเฟ้อที่สูงขึ้น

4.1.4 แบบจำลอง Bridge 4

แบบจำลอง Bridge 4 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER) ที่ได้ทำการแปลงข้อมูลรายเดือนให้เป็นความถี่รายไตรมาส พร้อมทั้งค่าล่าช้าของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ (Gets)

$$\Delta ln(GDP_t) = \underset{(0.0008)*}{0.0015}\ BSI_t - \underset{(0.0009)}{0.0013}\ BSI_{t-1} + \underset{(0.0006)**}{0.0012}\ EUES_t - \underset{(0.001)}{0.0009}\ EUES_{t-1} - \underset{(0.0005)}{0.0003}\ EUES_{t-2} \quad (4.4)$$

แบบจำลอง Bridge 4 ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็นทั้งหมด 5 ตัวแปร เป็นข้อมูลในรูประดับ (Level) 6 ทั้งหมด ได้แก่ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจไตรมาสปัจจุบัน $(BSI_t)$ ไตรมาสที่แล้ว $(BSI_{t-1})$ และตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป ทั้งเวลาปัจจุบัน $(EUES_t)$ ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-1})$ และย้อนหลัง 2 ไตรมาส $(EUES_{t-2})$ ดังนั้นสมการที่ (4.4) จะมีลักษณะการอธิบายแบบเดียว นั่นคือกรณีที่เป็นข้อมูลระดับ เช่น หากดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $(BSI_t)$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0015 เป็นต้น

ตารางที่ 4.1 แสดงค่า Adjusted R-squared ที่ได้คำนึงถึงจำนวนตัวแปรอธิบายที่เพิ่มขึ้น มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 และในตารางเดียวกันได้แสดงผลการทดสอบ Specification tests ของแบบจำลอง Bridge 1, 2, 3 และ 4 ด้วยค่า P-value พบว่าแบบจำลอง Bridge 1 มีค่า Adjusted R-squared มากที่สุดที่ 0.8376 และทุกแบบจำลองผ่านการทดสอบ Specification นั่นคือไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักในทุกแบบทดสอบ ยกเว้นแบบจำลอง Bridge 4 ที่ไม่ผ่านการทดสอบการเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้าง (Chow test) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

ตารางที่ 4.1

ค่า Adjusted R-squared และผลการทดสอบ Specification tests

| | **Bridge 1** | **Bridge 2** | **Bridge 3** | **Bridge 4** |
|---|---|---|---|---|
| **Adjusted R-squared** | **0.8376** | **0.5877** | **0.5571** | **0.6587** |
| **Specification tests** | | | | |
| 1. Chow predictive failure tests (70:30) | 0.9824 | 0.3697 | 0.1258 | 0.0456 |
| 2. The Doornik and Hansen normality test | 0.1895 | 0.3510 | 0.8056 | 0.4339 |
| 3. The LM autocorrelation test with 4 lags | 0.4231 | 0.8276 | 0.2700 | 0.9380 |
| 4. The Heteroskedasticity test (White test แบบ no cross term) | 0.6446 | 0.7722 | 0.8081 | 0.5985 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

## 4.2 การพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-sample forecast)

หัวข้อที่ 4.1 ก่อนหน้า เป็นการหาแบบจำลอง Bridge ที่เหมาะสมสำหรับช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) โดยค่า Adjusted R-squared บอกแต่เพียงว่าแบบจำลองดังกล่าวเหมาะกับชุดข้อมูลในกลุ่มตัวอย่างเพียงใด ไม่สามารถเปรียบเทียบได้ว่าแบบจำลองใดมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่ากัน ดังนั้นงานศึกษานี้จึงทำการ Out-of-sample forecast เป็นการสมมติทำการพยากรณ์ในช่วงข้อมูลที่ละไว้บางส่วนเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองนั้นๆว่าแตกต่างจากค่าจริงมากน้อยเพียงใด งานศึกษานี้แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง คือ ข้อมูลช่วงประมาณการ (Estimation period) ตั้งแต่ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2542 ถึงไตรมาสสี่ พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส) และข้อมูลช่วงพยากรณ์ (Forecasting Period) ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2554 ถึงไตรมาสสี่ พ.ศ.2557 (16 ไตรมาส) การพยากรณ์จะคงรูปแบบสมการของแบบจำลอง Bridge (Model specification) ตามที่ได้แสดงในหัวข้อที่ 4.1 จากนั้นทำการ Rolling forecast ในช่วงพยากรณ์ (Forecasting Period) ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2554 ถึงไตรมาสสี่ พ.ศ.2557 (16 ไตรมาส) กำหนดให้ขนาดของช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ (Window) คงที่ที่ 48 ไตรมาส ทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP 1 ไตรมาสข้างหน้า (One-step ahead) และสมมติทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือน ทำให้เกิดลักษณะการใช้ข้อมูลรายเดือนที่แตกต่างกัน 4 กรณี

ยกตัวอย่าง ทำการ Rolling แบบจำลอง Bridge 1 จะเริ่มจากข้อมูลช่วงที่หนึ่ง ตั้งแต่ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2542 ถึงไตรมาสสี่ พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส) ประมาณการสมการดังกล่าว แล้วทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2554 (One-step ahead) โดยผล

พยากรณ์ที่ได้จะแตกต่างกันตามกรณีข้อมูลรายเดือนที่ใช้ แบ่งออกเป็น 4 กรณี ซึ่งเป็นการสมมติเหตุการณ์ว่าทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนกุมภาพันธ์ (กรณีที่ 1), มีนาคม (กรณีที่ 2), เมษายน (กรณีที่ 3) และกรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนเลย (กรณีที่ 0) ต่อไปประมาณการสมการในช่วงข้อมูลที่สอง ตั้งแต่ไตรมาสสอง พ.ศ.2542 ถึงไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2554 (48 ไตรมาส) จากนั้นทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสสอง พ.ศ.2554 (One-step ahead) โดยผลพยากรณ์ที่ได้จะแตกต่างกันตามกรณีข้อมูลรายเดือนที่ใช้ แบ่งออกเป็น 4 กรณี ซึ่งเป็นการสมมติเหตุการณ์ว่าทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนพฤษภาคม (กรณีที่ 1), มิถุนายน (กรณีที่ 2), กรกฎาคม (กรณีที่ 3) และกรณีกรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนเลย (กรณีที่ 0) ทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆจนกระทั่งข้อมูลช่วงสุดท้าย ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสสี่ พ.ศ.2557 (48 ไตรมาส) และพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสหนึ่ง พ.ศ.2558

4.2.1 การพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือน

จากการทำ Out-of-sample forecast ที่สมมติให้ทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือน ทำให้เกิดลักษณะการใช้ข้อมูลรายเดือนที่แตกต่างกัน 4 กรณี ตามที่ยกตัวอย่างไปก่อนหน้านี้ และแบบจำลอง Bridge ที่ใช้ในการศึกษา ประมาณการด้วยข้อมูลรายไตรมาส ดังนั้นจะต้องแปลงข้อมูลอธิบายรายเดือนให้เป็นข้อมูลรายไตรมาสก่อน หากข้อมูลรายเดือนมีการเผยแพร่ครบไตรมาสก็สามารถแปลงข้อมูลรายเดือนเป็นข้อมูลรายไตรมาสได้เลยด้วยการบวกรวมหากเป็นตัวแปรมูลค่าการส่งออกและทำการเฉลี่ยหากเป็นตัวแปรอธิบายรายเดือนอื่นๆ สำหรับกรณีที่ข้อมูลรายเดือนไม่ครบไตรมาส เช่น กรณีมีเพียงเดือนเดียวของไตรมาส (เดือนมกราคม) ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนให้ครบไตรมาสนั้นๆ ถึงจะทำการบวกรวมหรือเฉลี่ยให้เป็นข้อมูลรายไตรมาสได้

งานศึกษานี้พิจารณา 8 ตัวแปรอธิบายรายเดือน พิจารณาแบบจำลอง ARMA($p,q$) ที่เหมาะสมด้วย BIC เป็นเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (144 เดือน) โดยจะคงรูปแบบสมการ ARMA($p,q$) ที่ได้ นำไปพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ สำหรับค่า BIC ของแต่ละแบบจำลองแสดงในภาคผนวก จ พร้อมกับผลการทดสอบ Stationary ด้วยวิธี Augmented Dickey-Fuller test พบว่า ข้อมูลเป็น Stationary ที่ First-difference หรืออัตราการเปลี่ยนแปลงแบบเดือนต่อเดือน (MoM)

4.2.1.1 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI)

แบบจำลอง ARMA($p,q$) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม หรือ $\Delta ln(MPI_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(0,1)

$$\Delta ln(MPI_t) = \underset{(0.077)}{-0.0208} e_{t-1} \quad (4.5)$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม $\Delta ln(MPI_t)$ ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในอดีต เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ หากค่าผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม $(MPI_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.0208

4.2.1.2 แบบจำลองรายเดือนของมูลค่าการส่งออก (EX)

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงมูลค่าการส่งออก หรือ $\Delta ln(EX_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(3,0)

$$\Delta ln(EX_t) = \underset{(0.087)***}{-0.2878}\ \Delta ln(EX_{t-1}) + \underset{(0.092)}{0.0728} \Delta ln(EX_{t-2}) + \underset{(0.073)***}{0.2836}\ \Delta ln(EX_{t-3}) \quad (4.6)$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงมูลค่าการส่งออก $\Delta ln(EX_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงมูลค่าการส่งออกในอดีตทั้งช่วงเวลาที่แล้ว $\Delta ln(EX_{t-1})$ สองช่วงเวลาที่แล้ว $\Delta ln(EX_{t-2})$ และสามช่วงเวลาที่แล้ว $\Delta ln(EX_{t-3})$ เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นคงที่ หากมูลค่าการส่งออกในอดีต $(EX_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้มูลค่าการส่งออก $(EX_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.2882 หากมูลค่าการส่งออก 2 ช่วงเวลาที่แล้ว $(EX_{t-2})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้มูลค่าการส่งออก $(EX_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0728 และหากมูลค่าการส่งออก 3 ช่วงเวลาที่แล้ว $(EX_{t-3})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้มูลค่าการส่งออก $(EX_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.2836

4.2.1.3 แบบจำลองรายเดือนดัชนีชี้นำของจีน (CHLEAD)

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีชี้นำของจีน หรือ $\Delta ln(CHLEAD_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,2)

$$\Delta ln(CHLEAD_t) = \underset{(0.123)***}{-0.4992}\ \Delta ln(CHLEAD_{t-1}) + \underset{(0.114)***}{0.9082}\ e_{t-1} + \underset{(0.074)***}{0.5521}\ e_{t-2} \quad (4.7)$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีชี้นำของจีน $\Delta ln(CHLEAD_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีชี้นำของจีนในอดีต $\Delta ln(CHLEAD_{t-1})$ และขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น

ในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ และสองช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-2})$ เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ หากดัชนีชี้นำของจีนในอดีต $(CHLEAD_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ดัชนีชี้นำของจีน $(CHLEAD_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.4992 หากค่าผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ดัชนีชี้นำของจีน $(CHLEAD_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.9082 และหากค่าผิดพลาดในสองช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-2})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ดัชนีชี้นำของจีน $(CHLEAD_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.5521

4.2.1.4 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI)

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ หรือ $\Delta ln(BSI_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,0)

$$\Delta ln(BSI_t) = \underset{(0.066)***}{-0.3073}\ \Delta ln(BSI_{t-1}) \tag{4.8}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $\Delta ln(BSI_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจในอดีต $\Delta ln(BSI_{t-1})$ เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ หากดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจในอดีต $\Delta ln(BSI_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $\Delta ln(BSI_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.3073

4.2.1.5 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ (USPM)

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ หรือ $\Delta ln(USPM_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,0)

$$\Delta ln(USPM_t) = \underset{(0.063)***}{0.2318}\ \Delta ln(USPM_{t-1}) \tag{4.9}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ $\Delta ln(USPM_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯในอดีต $\Delta ln(USPM_{t-1})$ หากดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯในอดีต $(USPM_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ $(USPM_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.2318

4.2.1.6 แบบจำลองรายเดือนของตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป (EUES)

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป หรือ $\Delta ln(EUES_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,2)

$$\Delta ln(EUES_t) = \underset{(0.063)***}{0.7373}\ \Delta ln(EUES_{t-1}) \underset{(0.082)***}{-0.3860}\ e_{t-1} \underset{(0.074)***}{+0.2945}\ e_{t-2} \quad (4.10)$$

ข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $\Delta ln(EUES_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรปในอดีต $\Delta ln(EUES_{t-1})$ และขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ และสองช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-2})$ เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ หากตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรปในอดีต $\Delta ln(EUES_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $\Delta ln(EUES_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.7373 หากค่าผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $\Delta ln(EUES_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.3860 และหากค่าผิดพลาดในสองช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-2})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $\Delta ln(EUES_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.2945

4.2.1.7 แบบจำลองรายเดือนของอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ (EXR)

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาท/ดอลลาร์สหรัฐฯ หรือ $\Delta ln(EXR_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,0)

$$\Delta ln(EXR_t) = \underset{(0.067)***}{0.3909}\ \Delta ln(EXR_{t-1}) \quad (4.11)$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ $\Delta ln(EXR_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ ช่วงเวลาที่แล้ว $\Delta ln(EXR_{t-1})$ อัตราการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ ช่วงเวลาที่แล้ว $\Delta ln(EXR_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้อัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ $(EXR_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.3909

4.2.1.8 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER)

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง หรือ $\Delta ln(REER_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(0,1)

$$\Delta ln(REER_t) = \underset{(0.061)***}{0.3848}\ e_{t-1} \quad (4.12)$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง $\Delta ln(REER_t)$ ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในอดีต หากค่าความผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะทำให้ดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง $(REER_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.3848

งานศึกษานี้จะยึดสมการที่ 4.5 ถึงสมการที่ 4.12 เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนที่ขาดหายในช่วงเวลาต่างๆ โดยจะคงรูปแบบสมการไม่เปลี่ยนแปลงตลอดช่วงเวลาทำการพยากรณ์ ซึ่งการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนแบ่งออกเป็น 4 กรณี ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 3.1 โดยเกิดจากข้อสมมติที่ว่า ทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ทุกๆสิ้นเดือน ยกตัวอย่างทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 หากทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนกุมภาพันธ์ (กรณีที่ 1) จะมีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือน 1 เดือน ซึ่งไม่ครบไตรมาส จึงต้องทำการพยากรณ์ข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนไปข้างหน้า 2 เดือน (Two-step ahead) เพื่อให้ครบไตรมาส ด้วยแบบจำลองที่แสดงในสมการที่ 4.5 ถึง 4.12 ก่อนที่จะแปลงข้อมูลรายเดือนให้อยู่ในรูปไตรมาส หรือหากทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนมีนาคม (กรณีที่ 2) จะมีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือน 2 เดือน ก็ต้องพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 เดือน เพื่อให้ครบไตรมาส เป็นต้น และในงานศึกษานี้ได้เพิ่มกรณีที่ 0 ให้เป็นกรณีฐานสำหรับกรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสนั้นๆเลย และต้องพยากรณ์ไปข้างหน้า 3 เดือน ดังนั้นจากข้อสมมติทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือน สามารถสรุปได้เป็น 4 กรณี ดังนี้

1. กรณีที่ 0 ไม่มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเลย ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนไปข้างหน้า 3 เดือน (Three-step ahead) เป็นกรณีฐานที่สร้างขึ้นมาเพื่อเปรียบเทียบ ซึ่งกรณีที่ 0 ไม่สอดคล้องกับข้อสมมติทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนใดๆ

2. กรณีที่ 1 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเพียงเดือนเดียวในไตรมาส ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนไปข้างหน้า 2 เดือน (Two-step ahead) เกิดจากข้อสมมติว่าพยากรณ์ ณ สิ้นเดือน กุมภาพันธ์ พฤษภาคม สิงหาคม และพฤศจิกายน

3. กรณีที่ 2 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนจำนวนสองเดือนในไตรมาส ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนไปข้างหน้า 1 เดือน (One-step ahead) เกิดจากข้อสมมติว่าทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือน มีนาคม มิถุนายน กันยายน และธันวาคม

4. กรณีที่ 3 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนครบไตรมาส เป็นกรณีที่ไม่ต้องทำการพยากรณ์ สามารถนำข้อมูลรายเดือนมาแปลงเป็นข้อมูลรายไตรมาสได้เลย ซึ่งเกิดจากข้อสมมติว่าทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือน มกราคม เมษายน กรกฎาคม และตุลาคม

ตารางที่ 4.2

เปรียบเทียบค่า RMSE ในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือน

| | MPI | EX | CHLEAD | BSI | USPM | EUES | EXR | REER |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **กรณีที่ 0** | 0.0886 | 0.0509 | 0.0033 | 0.0878 | 0.0289 | 0.0126 | 0.0470 | 0.0146 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0562 | 0.0457 | 0.0020 | 0.0561 | 0.0224 | 0.0084 | 0.0368 | 0.0086 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0249 | 0.0335 | 0.0016 | 0.0474 | 0.0141 | 0.0038 | 0.0240 | 0.0052 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

ตารางที่ 4.2 แสดงการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนของ 3 กรณี นั่นคือ กรณีที่ 0, 1, และ 2 เปรียบเทียบกับค่าจริง ข้อมูลจากตารางที่ 4.2 แสดงให้เห็นว่า เมื่อจำนวนข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเพิ่มขึ้น หรือการลดช่วงเวลาพยากรณ์ไปข้างหน้าลง จะช่วยลดค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์

4.2.2 ผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP

ส่วนนี้จะแสดงผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge ทั้ง 4 แบบ ที่ได้จากการทำ Out-of-sample forecast และพยากรณ์หนึ่งไตรมาสข้างหน้า (One-step ahead) ในข้อมูลช่วงพยากรณ์ ตั้งแต่ไตรมาสที่หนึ่ง พ.ศ.2554 ถึงไตรมาสที่หนึ่ง พ.ศ.2558 โดยในแต่ละแบบจำลอง Bridge จะแบ่งออกได้เป็น 4 กรณี 1) กรณีที่ 0 ไม่มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเลย 2) กรณีที่ 1 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเพียงเดือนเดียวในไตรมาส 3) กรณีที่ 2 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนจำนวนสองเดือนในไตรมาส และ 4) กรณีที่ 3 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนครบไตรมาส

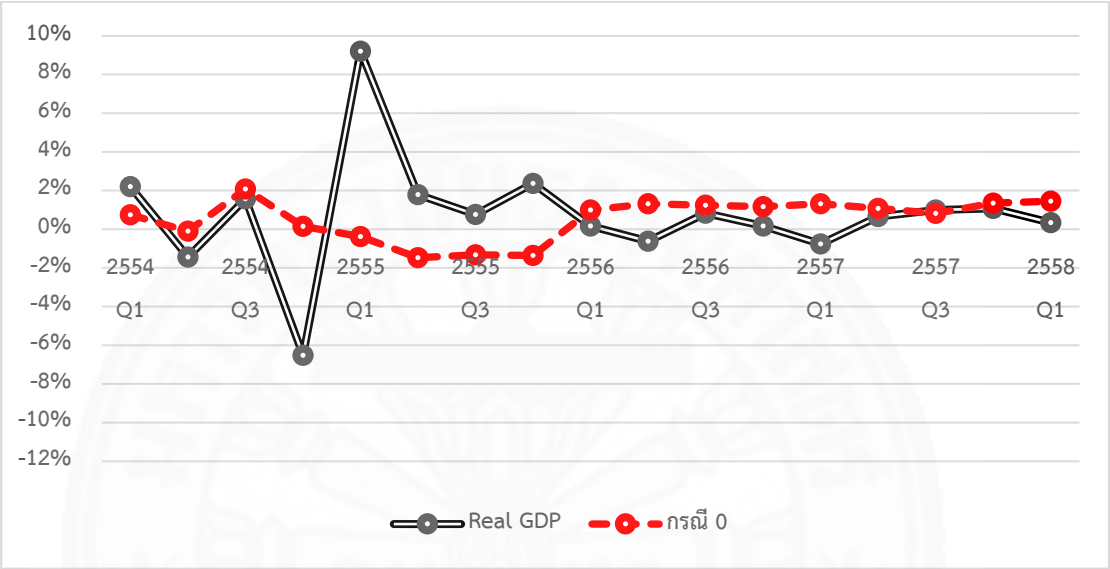
4.2.2.1 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 1

ภาพที่ 4.1 ถึง 4.4 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง จากภาพที่ 4.1 พบว่าผลพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 0 ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงที่มีความผันผวนสูง ที่ค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5 เทียบกับไตรมาสก่อน และค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน ขณะที่แบบจำลอง Bridge แบบที่ 1 กรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ 4.2 ถึง 4.4 สามารถพยากรณ์ช่วงผันผวนได้ใกล้เคียง ที่พยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงมากเกินกว่าความเป็นจริง (Overestimate) ที่

พยากรณ์ติดลบประมาณร้อยละ 10 และพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 เพิ่มขึ้นน้อยกว่าที่เกิดขึ้นจริง (Underestimate) เพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 2

ภาพที่ 4.1

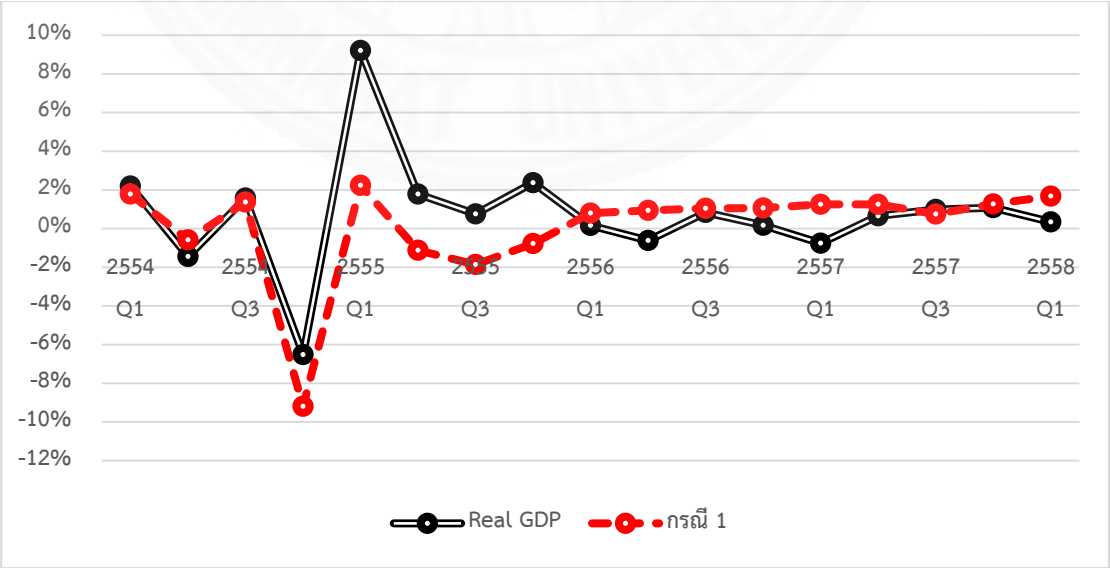
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.2

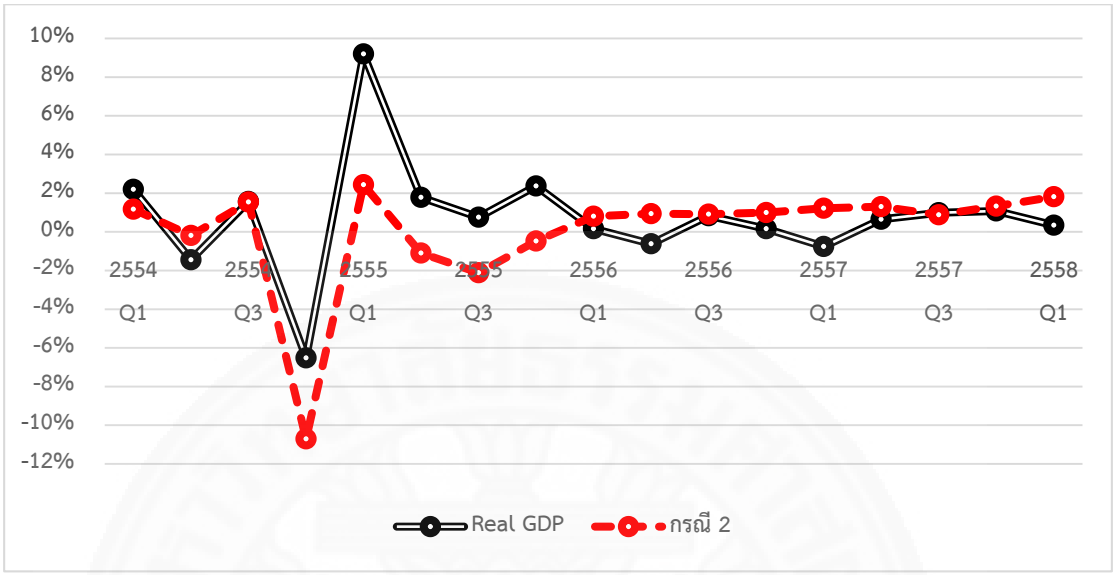
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 1




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.3

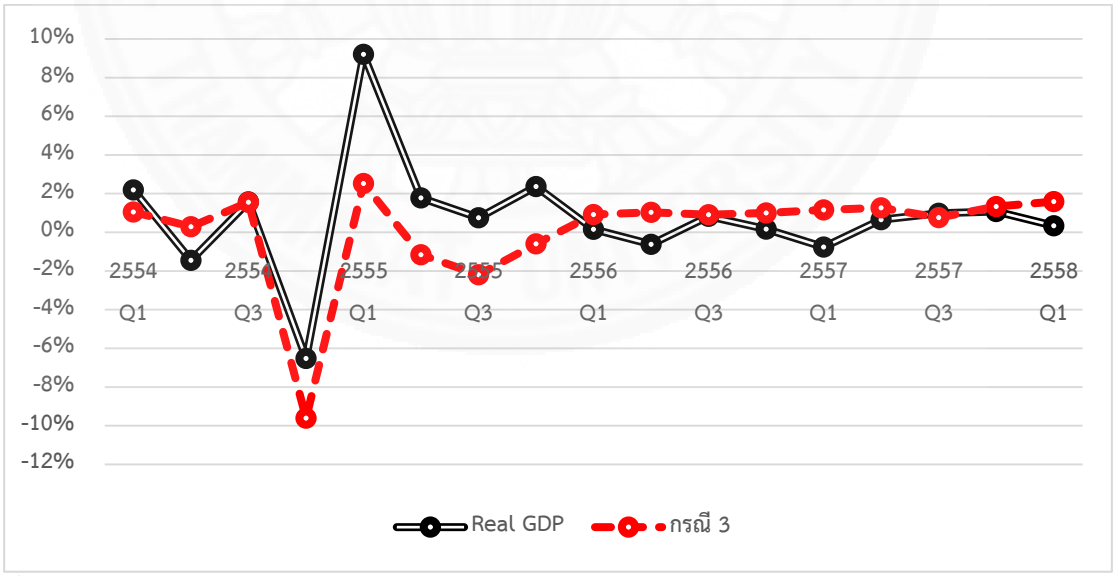
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.4

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 3



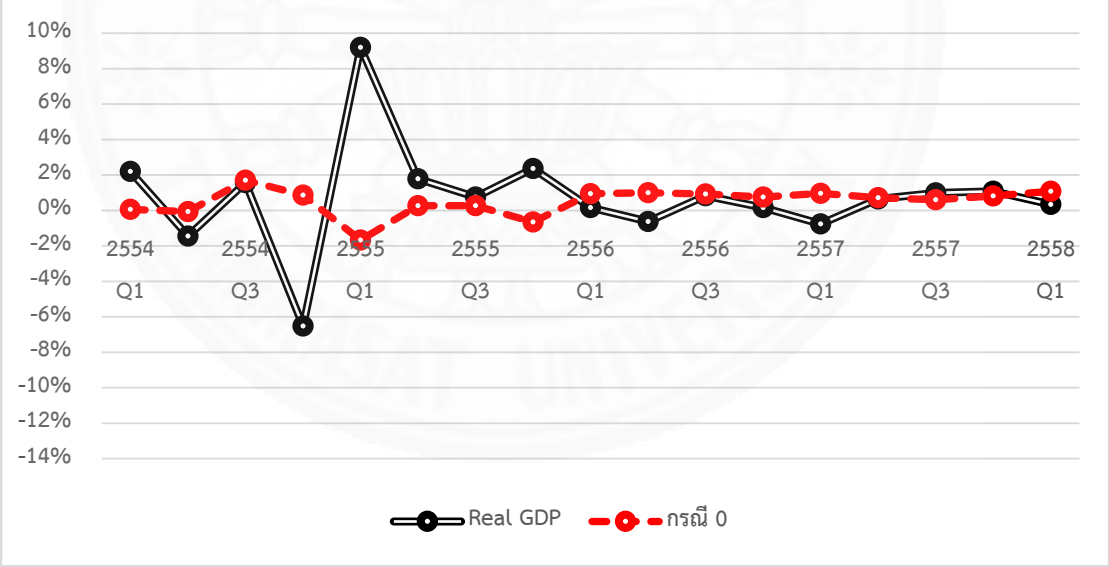

ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

4.2.2.2 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 2

ภาพที่ 4.5 ถึง 4.8 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง จากภาพที่ 4.5 พบว่าผลพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 0 ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงที่มีความผันผวนสูง ที่ค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5 เทียบกับไตรมาสก่อน และค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน ขณะที่แบบจำลอง Bridge แบบที่ 2 กรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ 4.6 ถึง 4.8 สามารถพยากรณ์ช่วงผันผวนได้ แต่เฉพาะการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ซึ่งพยากรณ์ลดลงมากกว่าความเป็นจริง (Overestimate) ที่พยากรณ์ติดลบประมาณร้อยละ 12 ถึง 14

ภาพที่ 4.5

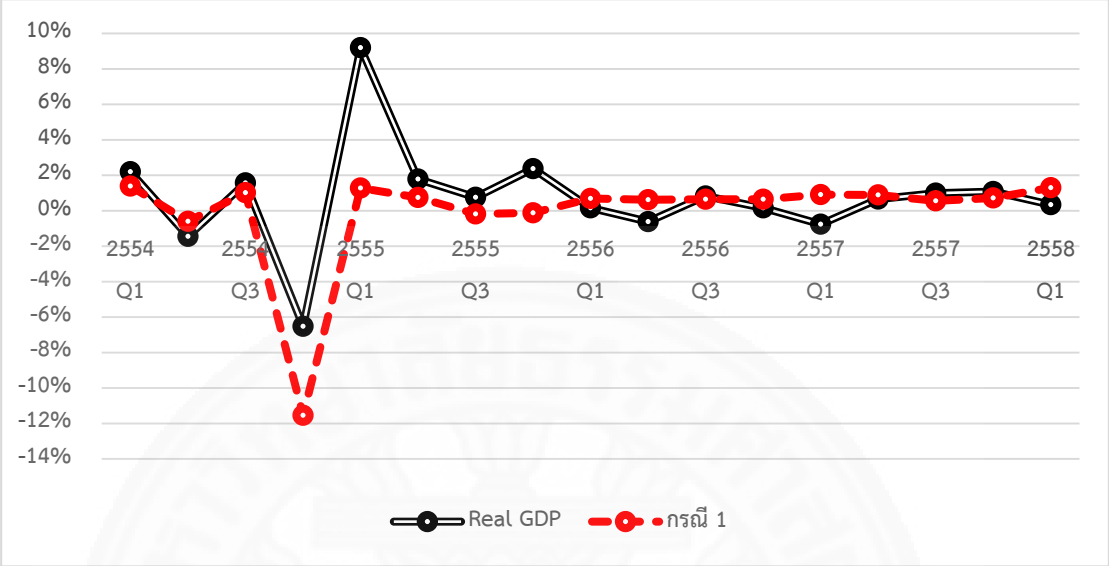
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.6

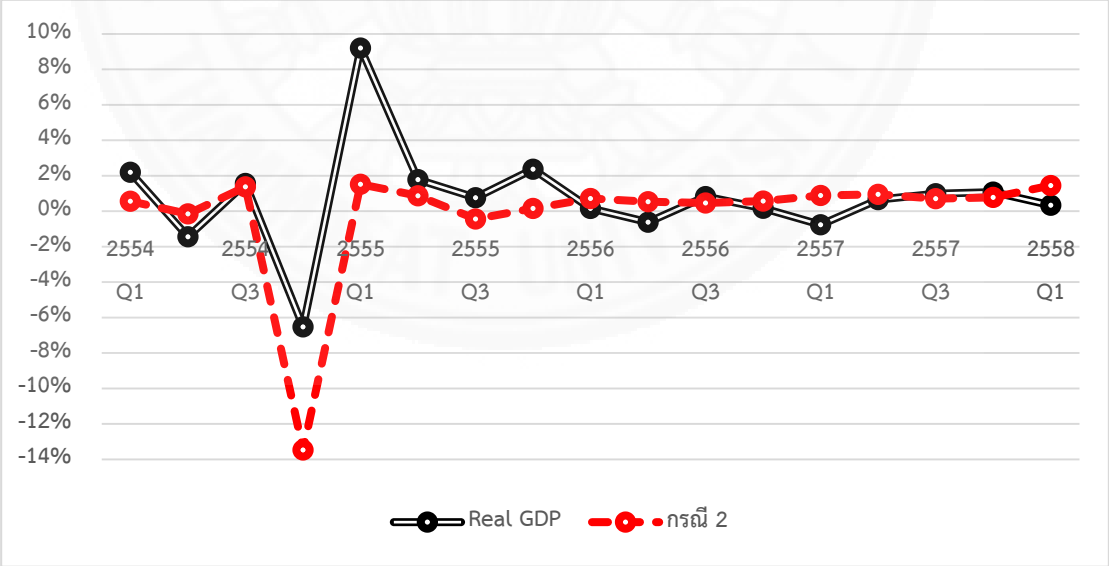
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 1




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.7

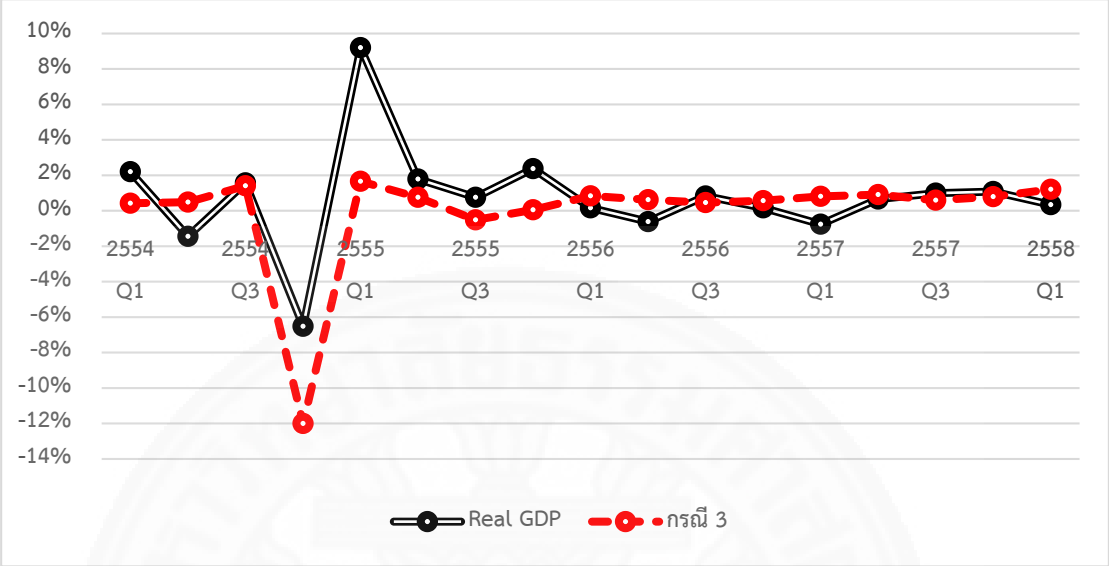
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.8

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 3



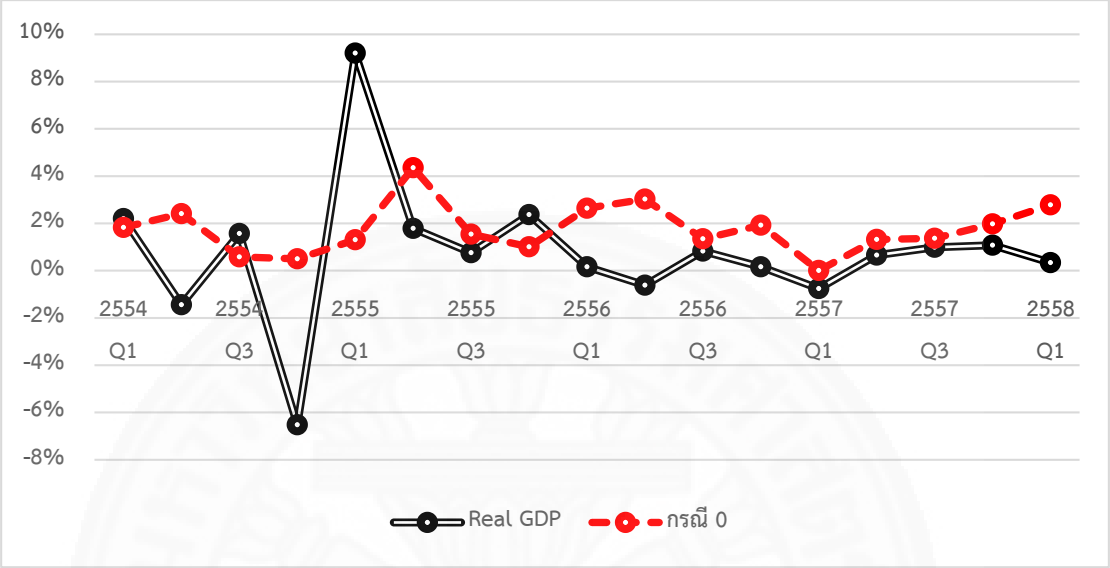

ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

4.2.2.3 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 3

ภาพที่ 4.9 ถึง 4.12 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง พบว่าในภาพรวมผลการพยากรณ์มีลักษณะผันผวนมากกว่าแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 นั่นคือ ขึ้นๆลงๆ ถึงแม้ในบางเวลาจะมีผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าที่เกิดขึ้นจริง พิจารณา กรณีที่ 0 (ภาพที่ 4.9) พบว่าผลพยากรณ์ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงที่มีความผันผวนสูง ที่ค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5 เทียบกับไตรมาสก่อน และค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน เช่นเดียวกับ กรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ 4.10 ถึง 4.12 ที่ไม่สามารถพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงผันผวนได้ แต่ก็มีลักษณะใกล้เคียงในกรณีไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 ที่พยากรณ์เพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 2

ภาพที่ 4.9

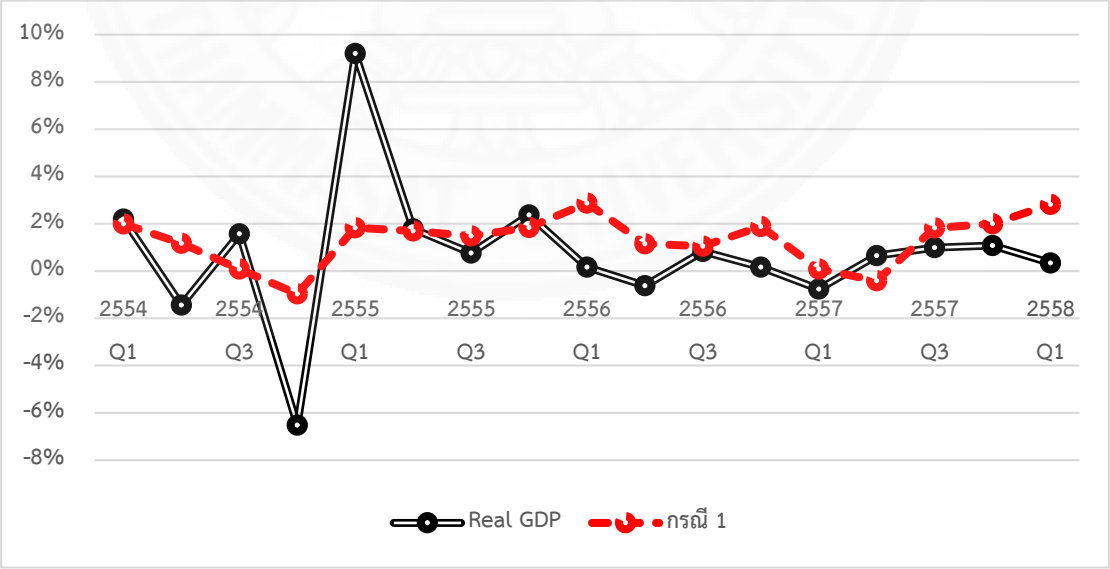
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.10

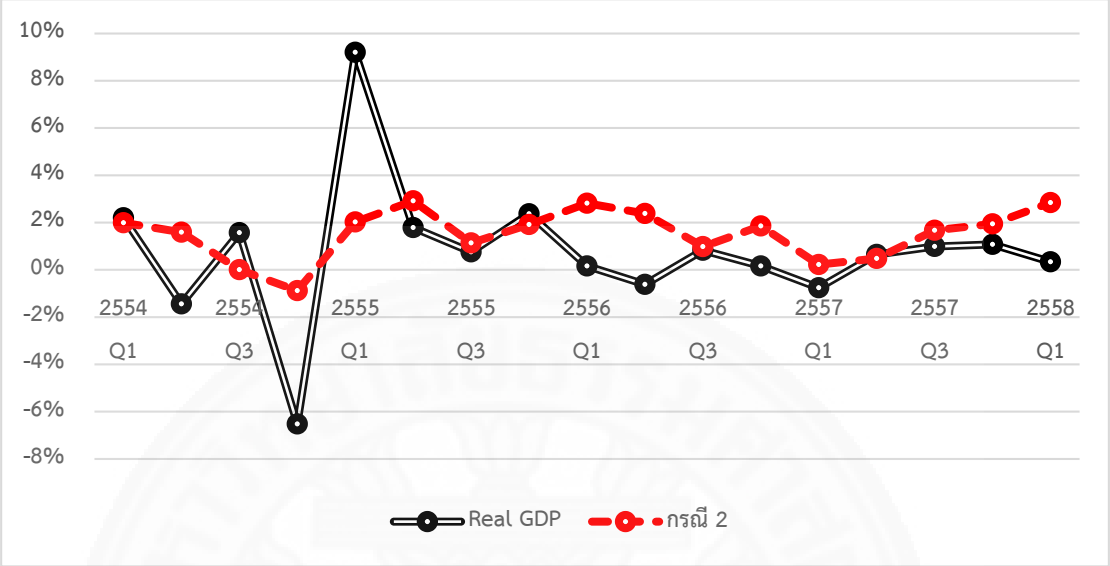
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 1




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.11

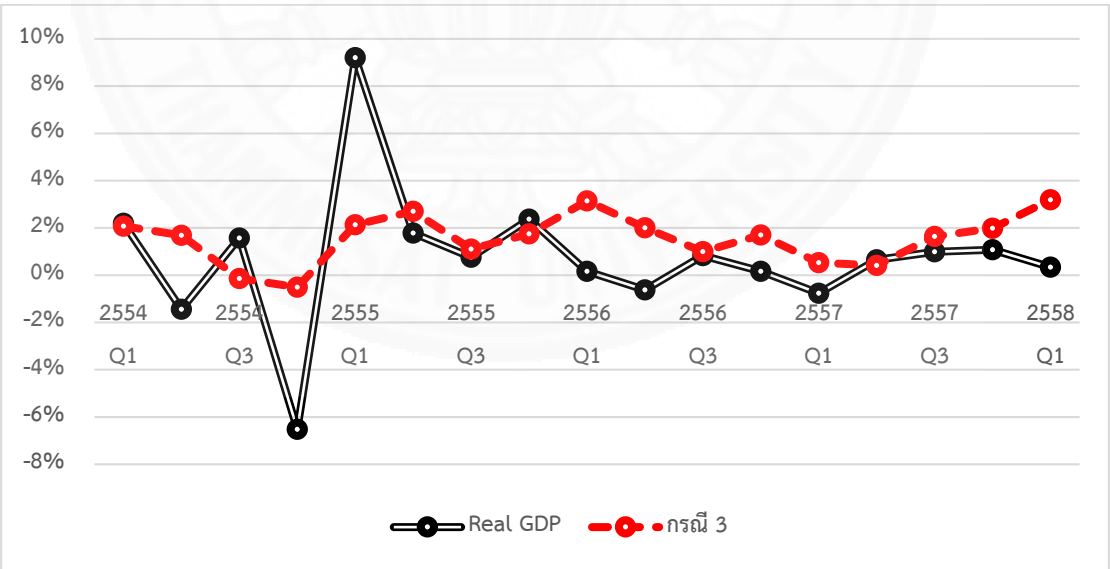
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.12

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 3



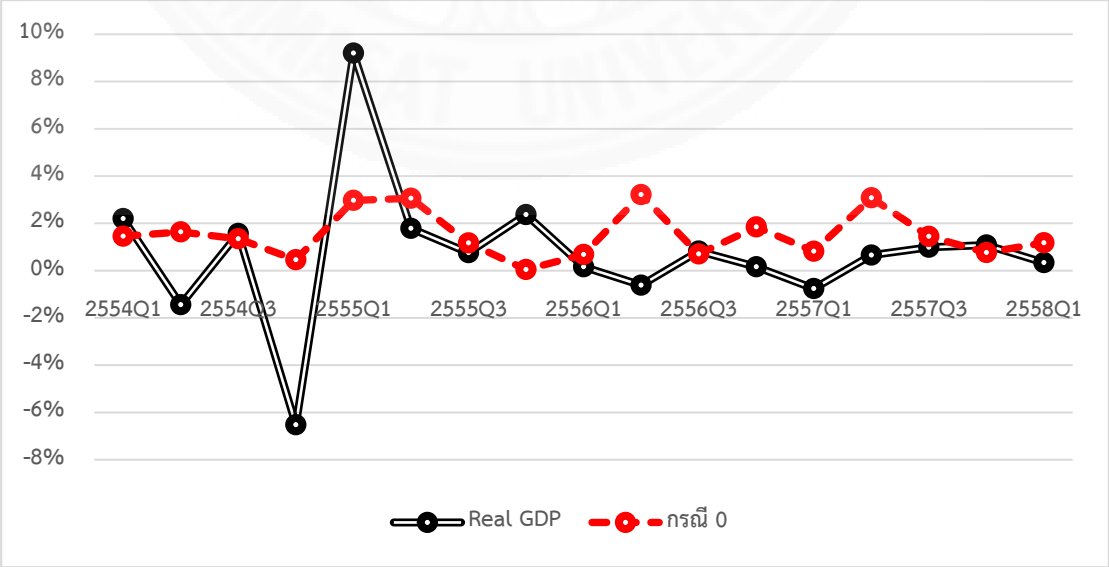

ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

4.2.2.4 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 4

ภาพที่ 4.13 ถึง 4.16 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง พบว่าในภาพรวมผลการพยากรณ์มีลักษณะผันผวน ถึงแม้ในบางเวลาจะมีผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP พิจารณากรณีที่ 0 (ภาพที่ 4.13) พบว่าผลพยากรณ์ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ที่อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5 เทียบกับไตรมาสก่อน แต่สามารถพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 3 ที่ค่าจริงเพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน แต่สำหรับกรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ 4.14 ถึง 4.16 พบว่าผลการพยากรณ์ไปในทิศทางเดียวกันกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงผันผวน พิจารณาไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 พบว่า กรณีที่ 3 มีผลการพยากรณ์มีผลพยากรณ์ใกล้เคียงมากกว่ากรณีอื่น ที่พยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP เพิ่มขึ้นร้อยละ 5 ขณะที่ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 พบว่า กรณีที่ 1 พยากรณ์ใกล้เคียงกว่ากรณีอื่น ที่พยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP น้อยกว่าค่าจริง (Underestimate) ที่ลดลงร้อยละ 2.7 ในส่วนนี้เมื่อเทียบกับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 แล้วจะพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Overestimate) โดยเฉพาะแบบจำลอง Bridge 2 ที่มากเกินไปอย่างมาก

ภาพที่ 4.13

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

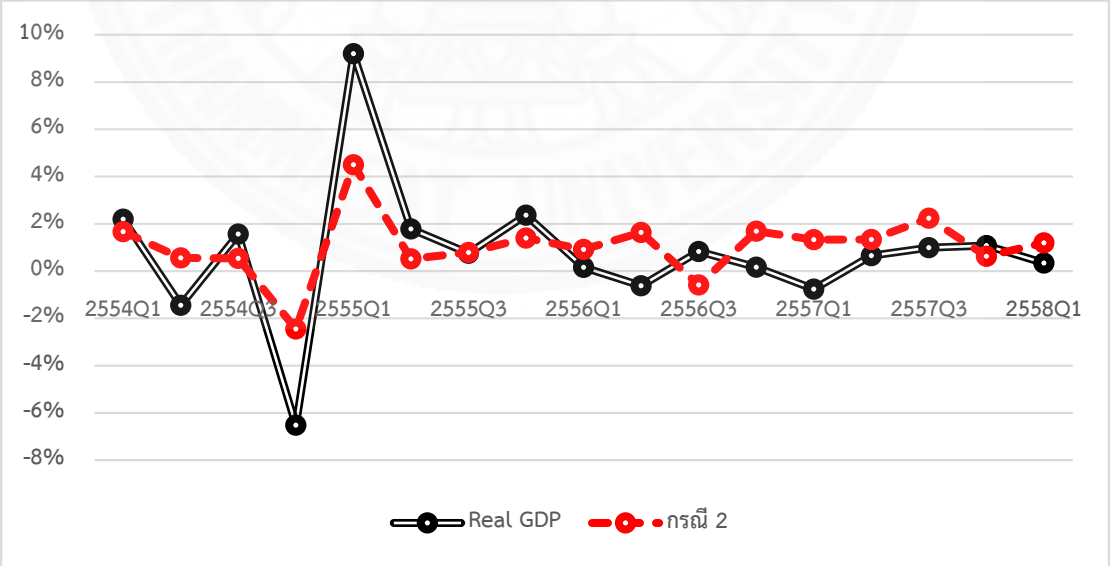
ภาพที่ 4.14

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 1

ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.15

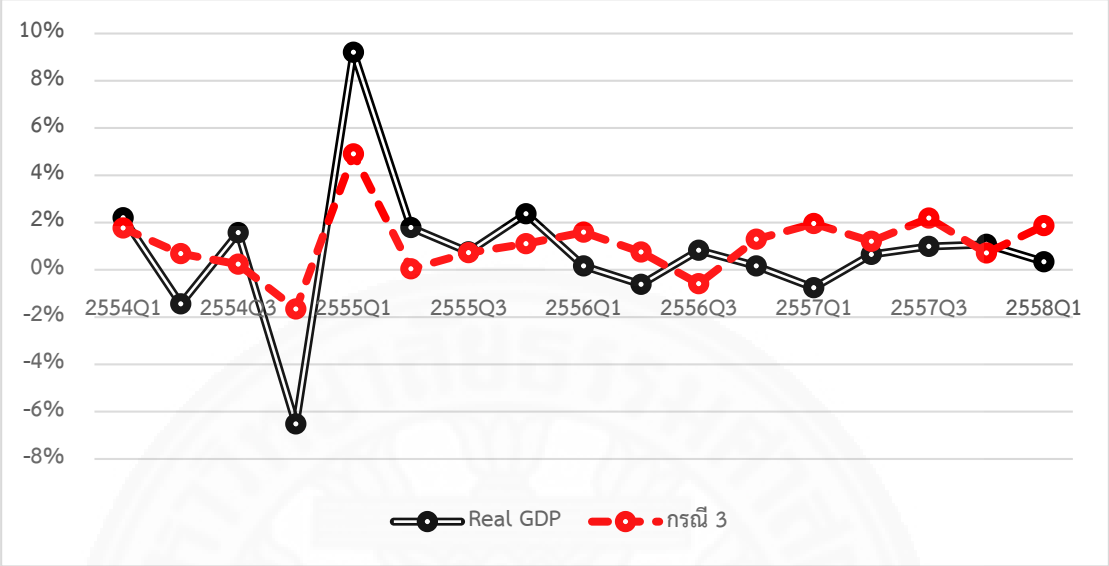
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.16

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 3




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

4.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์

งานศึกษานี้ได้นำแบบจำลองอ้างอิงที่ประกอบด้วยแบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Random Walk (RW) มาใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับแบบจำลอง Bridge โดยแบ่งออกเป็นสองส่วน หัวข้อที่ 4.2.3.1 เริ่มจากการหาแบบจำลอง AR($p$) ที่เหมาะสมสำหรับช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) จากนั้นทำการ Out-of-sample forecast และแสดงผลการพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองอ้างอิง และหัวข้อที่ 4.2.3.2 ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลองอ้างอิง

4.2.3.1 ผลการพยากรณ์แบบจำลองอ้างอิง

แบบจำลองอ้างอิงที่นำมาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพในพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP เทียบกับแบบจำลอง Bridge ประกอบด้วย แบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Random Walk (RW) โดยทั้งสองแบบจำลองอ้างอิงนี้จะไม่รวมตัวแปรอธิบายรายเดือนเข้ามาเกี่ยวข้องด้วย เป็นแบบจำลองที่ประมาณการเป็นรายไตรมาส พิจารณาเฉพาะข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP $(y_{t_q})$

1. ประมาณการแบบจำลอง Autoregressive (AR)

แบบจำลอง AR($p$) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในชุดข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส หรือ 144 เดือน) โดยใช้ BIC เป็นเกณฑ์ พบว่า แบบจำลอง AR(1) เหมาะสมที่สุด

$$\Delta ln(GDP_t) = \underset{(0.119)***}{0.5449} \Delta ln(GDP_{t-1}) \quad (4.14)$$

สมการที่ (4.14) สามารถอธิบายได้ว่า หากอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงเวลาที่แล้วหรือ $\Delta ln(GDP_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP $\Delta ln(GDP_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.5449

2. แบบจำลอง Random Walk (RW)

แบบจำลอง Random Walk (RW) เป็นแบบจำลองตายตัว อัตราการเปลี่ยน GDP ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงเวลาที่แล้ว โดยมีค่าสัมประสิทธิ์คงที่ที่เท่ากับ 1

$$\Delta ln(GDP_t) = \Delta ln(GDP_{t-1}) \quad (4.15)$$

สมการที่ (4.15) สามารถอธิบายได้ว่า หากอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงเวลาที่แล้วหรือ $\Delta ln(GDP_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP $\Delta ln(GDP_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 1

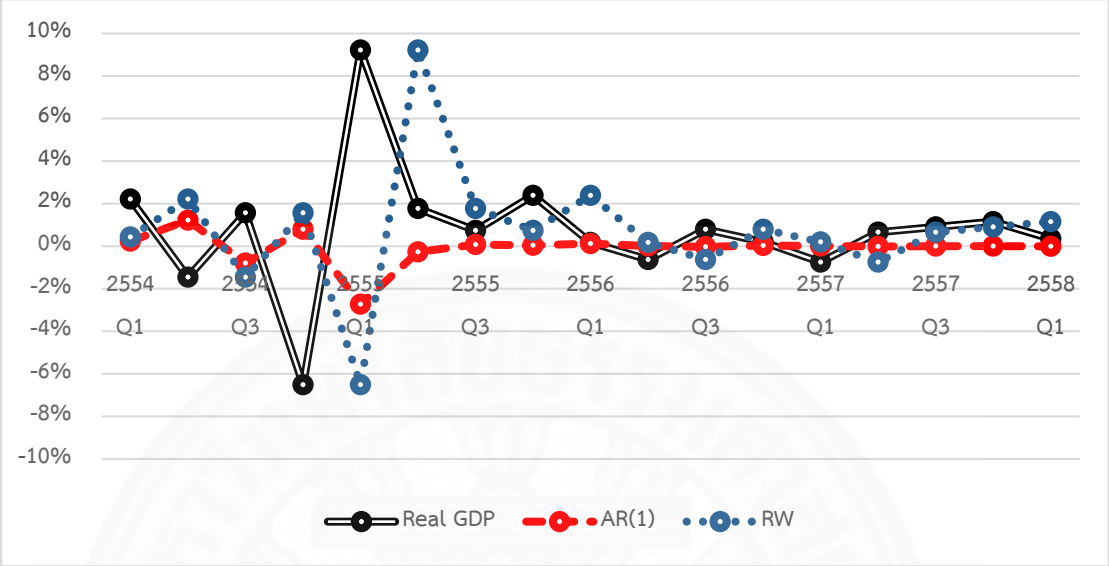
3. ผลการพยากรณ์แบบจำลอง AR(1) และ RW

แบบจำลอง AR(1) มีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลอง RW เมื่อเทียบด้วยค่า RMSE ที่ 0.0368 และ 0.0490 ตามลำดับ ดังนั้นการพัฒนาแบบจำลองที่มีการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม ถึงแม้จะไม่ใช่แบบจำลองที่ซับซ้อนก็สามารถช่วยลดความผิดพลาดในการพยากรณ์ลงได้

พิจารณาจากภาพที่ 4.17 ที่เส้นทึบแสดงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง ขณะที่เส้นประและเส้นจุด แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ที่ได้จากแบบจำลอง AR(1) และ RW ตามลำดับ พบว่าผลการพยากรณ์ของแบบจำลองอ้างอิงมีลักษณะในทิศทางตรงกันข้ามกับค่าจริงในหลายครั้งด้วยกัน ยกตัวอย่างเช่น ผลการพยากรณ์ไตรมาสที่ 2 พ.ศ. 2554 ของแบบจำลองอ้างอิงเป็นบวกเมื่อเทียบกับไตรมาสก่อนหน้า แต่จริงแล้วอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่า GDP ลดลง เป็นต้น

ภาพที่ 4.17

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง AR และ RW




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

4.2.3.2 เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลองอ้างอิง

ส่วนนี้จะเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลองอ้างอิง ได้แก่ แบบจำลอง AR(1) และ RW ด้วยค่า RMSE และค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2554 ถึงไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2558 (17 ไตรมาส) จากนั้นทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลอง RW ว่าต่างกันหรือไม่ด้วย Modified Diebold-Mariano test

1. เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 1 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 1 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(1) และ RW ในทุกกรณี พิจารณาข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามาในเดือนแรกของไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ลดลงจากกรณีที่ 0 อย่างชัดเจน โดยเฉพาะในกรณีที่ 1 และ 3 ที่ค่า RMSE เท่ากับ 0.0232 และ 0.0236 ตามลำดับ คิดเป็นประมาณร้อยละ 48 ของค่า RMSE จากแบบจำลอง RW

พิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่าแบบจำลองอ้างอิง และกรณีที่ 0 มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่ -0.1943 แต่แบบจำลอง Bridge กรณีที่ 1, 2 และ 3 มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริง และมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลาง มากสุดในกรณีที่ 2 ที่ 0.6743 ซึ่งไม่แตกต่างจากกรณีที่ 1

และ 3 มากนัก ที่ 0.6685 และ 0.6674 ตามลำดับ โดยกรณีที่ 2 นี้ มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Over estimate) 7 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง (Under estimate) 10 ครั้ง

ตารางที่ 4.3

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 1 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| **แบบจำลอง** | **RMSE** | | **ค่าสหสัมพันธ์** | **พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง** | |
|---|---|---|---|---|---|
| | **ค่า** | **อัตราส่วน** | | **สูงกว่า** | **ต่ำกว่า** |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0326 | 0.6654 | -0.1943 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0232 | 0.4742 | 0.6685 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0243 | 0.4966 | 0.6743 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0236 | 0.4806 | 0.6674 | 7 | 10 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

2. เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 2 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 2 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(1) และ RW ในทุกกรณี พิจารณาข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาในเดือนแรกของไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ลดลงจากกรณีที่ 0 อย่างชัดเจน เช่นเดียวกับแบบจำลอง Bridge 1 และแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 1 หรือกรณีที่มีข้อมูลหนึ่งเดือนในไตรมาสเป็นกรณีที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด ที่ค่า RMSE น้อยสุดเท่ากับ 0.0247

พิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่าแบบจำลองอ้างอิง และกรณีที่ 0 มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่เกิดขึ้น แต่แบบจำลอง Bridge มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริง และมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลางทั้งในกรณีที่ 1, 2 และ 3 มีค่าใกล้เคียงกัน มากสุดในกรณีที่ 1 ที่ 0.6747 โดยกรณีที่ 1 นี้ มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Over estimate) 6 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง (Under estimate) 11 ครั้ง ซึ่งค่าสหสัมพันธ์กรณีที่ 1 และ 2 ไม่แตกต่างจากกรณีที่ 3 มากนัก

ตารางที่ 4.4

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 2 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| แบบจำลอง | RMSE | | ค่าสหสัมพันธ์ | พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง | |
|---|---|---|---|---|---|
| | ค่า | อัตราส่วน | | สูงกว่า | ต่ำกว่า |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0341 | 0.6967 | -0.6347 | 6 | 11 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0247 | 0.5047 | 0.6747 | 5 | 12 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0271 | 0.5534 | 0.6745 | 5 | 12 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0252 | 0.5139 | 0.6743 | 5 | 12 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

3. เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 3 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 3 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิงในทุกกรณี ทั้งแบบจำลอง RW และ AR(1) ข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามาในไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ที่ได้ ลดลงจากกรณีที่ 0 แต่ไม่ได้ลดลงอย่างชัดเจนเหมือนกับที่เกิดขึ้นในแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 โดยแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 1 จะเป็นกรณีที่มีประสิทธิภาพมากสุด พิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่าแบบจำลองอ้างอิง มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่เกิดขึ้น แตกต่างจากแบบจำลอง Bridge 3 ที่มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริง และมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลาง มากสุดในกรณีที่ 1 ที่ 0.4573 ซึ่งไม่ต่างจากกรณีที่ 2 มากนัก โดยกรณีที่ 1 มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Over estimate) 7 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง (Under estimate) 10 ครั้ง

ตารางที่ 4.5

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 3 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| แบบจำลอง | RMSE | | ค่าสหสัมพันธ์ | พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง | |
|---|---|---|---|---|---|
| | ค่า | อัตราส่วน | | สูงกว่า | ต่ำกว่า |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0314 | 0.6404 | 0.0863 | 9 | 8 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0264 | 0.5379 | 0.4573 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0270 | 0.5511 | 0.4453 | 8 | 9 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0276 | 0.5630 | 0.4008 | 8 | 9 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

4. เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 4 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 4 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิงในทุกกรณี ทั้งแบบจำลอง RW และ AR(1) เมื่อข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามาในไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ที่ได้ ลดลงจากกรณีที่ 0 โดยกรณีที่ 2 เป็นกรณีที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด และเมื่อพิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่า แบบจำลองอ้างอิง มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่เกิดขึ้น แตกต่างจากแบบจำลอง Bridge 4 ที่มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในทุกกรณี (0, 1, 2 และ 3) และมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลางถึงสูง มากสุดในกรณีที่ 2 ที่ 0.8296 โดยที่กรณีที่ 2 นี้ มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง 6 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง 11 ครั้ง

ตารางที่ 4.6

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 4 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| แบบจำลอง | RMSE | | สหสัมพันธ์ | พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง | |
|---|---|---|---|---|---|
| | ค่า | อัตราส่วน | | สูงกว่า | ต่ำกว่า |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0279 | 0.5685 | 0.3678 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0208 | 0.4236 | 0.7156 | 6 | 11 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0194 | 0.3957 | 0.8296 | 6 | 11 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0206 | 0.4199 | 0.7732 | 5 | 12 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

5. ทดสอบ Modified Diebold-Mariano test

ตารางที่ 4.7 แสดงค่า P-value ของแบบทดสอบ Modified Diebold-Mariano test ภายใต้สมมติฐานหลักที่ว่า ความสามารถในการพยากรณ์ของสองแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลอง RW ไม่ต่างกัน นั่นคือ พบว่าความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge ในภาพรวมแตกต่างกันกับแบบจำลอง RW ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 85 ซึ่งในการทดสอบดังกล่าวมีข้อจำกัดของจำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบน้อยจึงส่งผลกระทบต่อผลการทดสอบ

ตารางที่ 4.7

ผลทดสอบ Modified Diebold-Mariano test

| | **กรณีที่ 0** | **กรณีที่ 1** | **กรณีที่ 2** | **กรณีที่ 3** |
|---|---|---|---|---|
| **แบบจำลอง Bridge 1** | 0.1834 | 0.1524 | 0.1652 | 0.1621 |
| **แบบจำลอง Bridge 2** | 0.1505 | 0.1358 | 0.1678 | 0.1509 |
| **แบบจำลอง Bridge 3** | 0.2329 | 0.1717 | 0.1863 | 0.1975 |
| **แบบจำลอง Bridge 4** | 0.2240 | 0.1611 | 0.1624 | 0.1765 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

## 4.3 วิเคราะห์ผลที่ได้จากการศึกษา

แสดงการเปรียบเทียบค่า RMSE ของแบบจำลองต่างๆ ในตารางที่ 4.8 ประกอบกับภาพที่ 4.18 พบว่าแบบจำลอง Bridge มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง (AR และ RW) ในทุกกรณี โดยเปรียบเทียบจากค่า RMSE ที่ต่ำกว่า พิจารณาในภาพรวม พบว่าเมื่อมีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเพิ่มมากขึ้น (จากกรณีที่ 0 ไปจนถึงกรณีที่ 3) ค่า RMSE ที่ได้จากแบบจำลอง Bridge มีแนวโน้มลดลง (มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากขึ้น) แต่ไม่ได้เกิดขึ้นในทุกกรณี และแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 2 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด

พิจารณาแบบจำลอง Bridge 1 เมื่อมีข้อมูลรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาในไตรมาส (กรณีที่ 1) ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์อย่างมากเมื่อเทียบกับกรณีไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย (กรณีที่ 0) ที่ค่า RMSE ลดลงจาก 0.0326 เป็น 0.0232 หรือลดลง 0.0094 หน่วย เช่นเดียวกับแบบจำลอง Bridge 2 ที่ค่า RMSE ลดลง 0.0094 หน่วย จาก 0.0341 เป็น 0.0247 ขณะที่แบบจำลอง Bridge 4 ค่า RMSE ลดลงจาก 0.0279 เป็น 0.0208 หรือลดลง 0.0071 และแบบจำลอง Bridge 3 ค่า RMSE ลดลงจาก 0.0314 เป็น 0.0264 หรือลดลง 0.0050 โดยค่า RMSE เมื่อมีข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาหนึ่งเดือนของไตรมาส (กรณีที่ 1) แบบจำลอง

Bridge 3 และ Bridge 4 ค่า RMSE ลดลงจากกรณีที่ 0 แต่ไม่ลดลงมากเท่าที่เกิดขึ้นกับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2

ตารางที่ 4.8

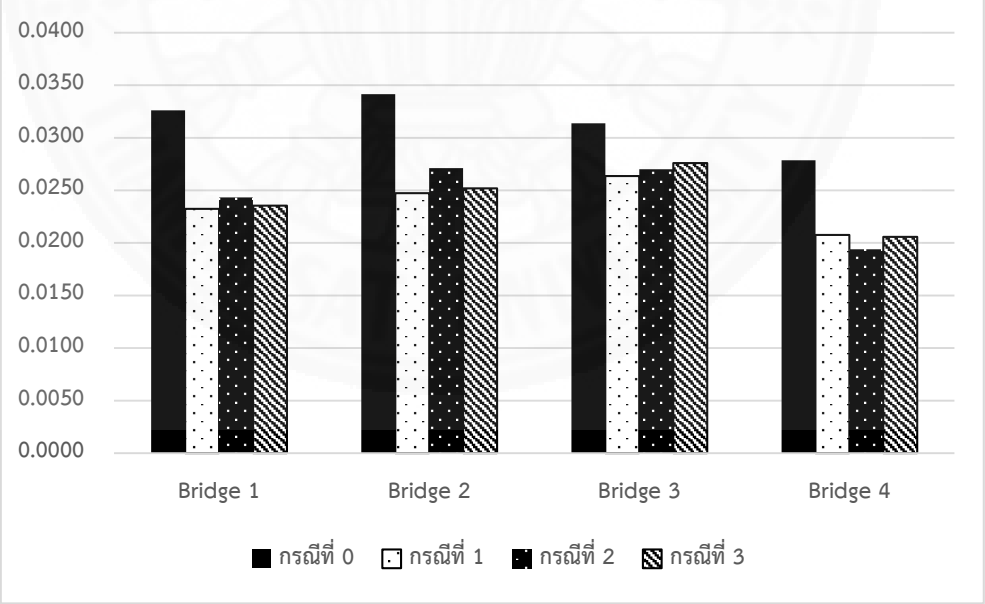
เปรียบเทียบค่า RMSE จากแบบจำลองต่างๆ

| | **กรณีที่ 0** | **กรณีที่ 1** | **กรณีที่ 2** | **กรณีที่ 3** |
|---|---|---|---|---|
| **แบบจำลอง RW** | 0.0490 | | | |
| **แบบจำลอง AR(1)** | 0.0365 | | | |
| **แบบจำลอง Bridge 1** | 0.0326 | 0.0232 | 0.0243 | 0.0236 |
| **แบบจำลอง Bridge 2** | 0.0341 | 0.0247 | 0.0271 | 0.0252 |
| **แบบจำลอง Bridge 3** | 0.0314 | 0.0264 | 0.0270 | 0.0276 |
| **แบบจำลอง Bridge 4** | 0.0279 | 0.0208 | 0.0194 | 0.0206 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.18

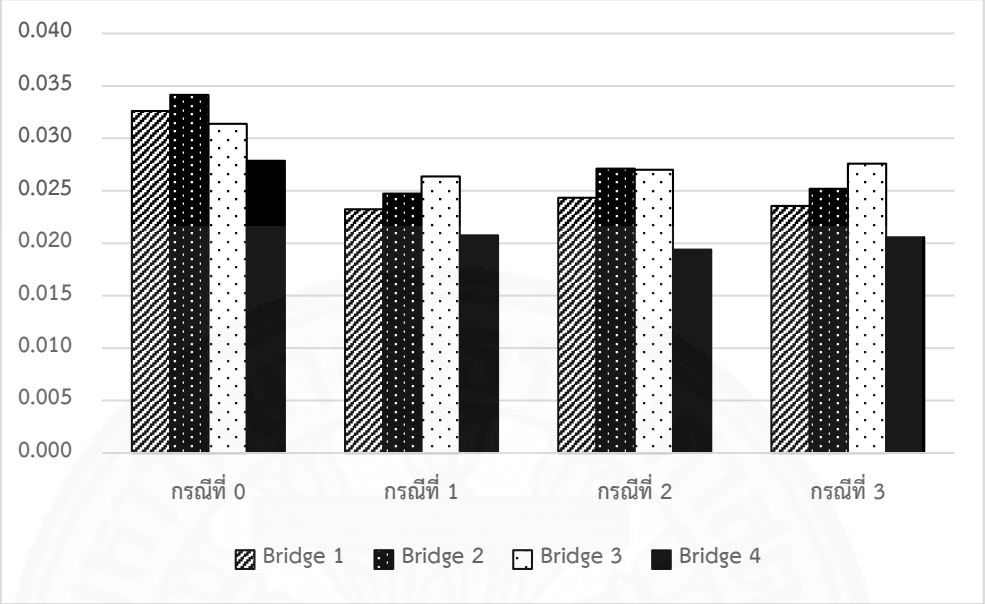
เปรียบเทียบค่า RMSE จากแบบจำลอง Bridge




ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

ภาพที่ 4.19

เปรียบเทียบค่า RMSE จากกรณีต่างๆของแบบจำลอง Bridge




ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

พิจารณาภาพที่ 4.19 ประกอบกับตารางที่ 4.8 แสดงให้เห็นว่าค่า RMSE ที่ได้จากกรณีที่ 0 หรือกรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ไม่แตกต่างจากแบบจำลอง AR(1) มากนัก ที่ค่า RMSE โดยเฉลี่ย 0.0315 เทียบกับค่า RMSE จาก AR(1) ที่ 0.0365 โดยในกรณีที่ 0 นี้ แบบจำลอง Bridge 4 จะเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด ต่อไปพิจารณากรณีที่ 1 ซึ่งเป็นกรณีที่มีข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาหนึ่งเดือนของไตรมาส พบว่า ข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามา ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 โดยทำให้ค่า RMSE ที่ได้จากแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 แตกต่างจากแบบจำลอง AR(1) และต่ำกว่าแบบจำลอง Bridge 3 แต่อย่างไรก็ตาม พิจารณาภาพรวม แบบจำลอง Bridge 4 เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด รองลงมาเป็นแบบจำลอง Bridge 1 จากนั้นเป็นแบบจำลอง Bridge 2 และ Bridge 3 ตามลำดับ

พิจารณาทิศทางของผลการพยากรณ์เปรียบเทียบกับอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ที่เกิดขึ้นจริง ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) ดังแสดงในตารางที่ 4.9 พบว่าแบบจำลองอ้างอิงจะมีค่าสหสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับค่าจริง ในขณะที่แบบจำลอง Bridge อื่นๆ จะมีค่าสหสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกันกับค่าจริง ยกเว้นกรณีที่ 0 ของแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 มีทิศทางตรงกันข้ามกับค่าจริง ซึ่งในภาพรวมค่าสหสัมพันธ์ของแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 ถือว่าอยู่ในระดับปานกลาง ประมาณ 0.67 ขณะที่ค่าสหสัมพันธ์ของแบบจำลอง Bridge 3 ประมาณ

0.45 และแบบจำลอง Bridge 4 ประมาณ 0.77 ค่าสหสัมพันธ์ที่ได้จากงานศึกษาชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามา เนื่องจากค่าสหสัมพันธ์ของกรณีที่ 1 ดีขึ้นจากกรณีที่ 0 (กรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย) โดยผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 2 มีค่าสหสัมพันธ์มากที่สุดและไปในทิศทางเดียวกันกับอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ที่ 0.8296

ตารางที่ 4.9

เปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์ จากแบบจำลองต่างๆ

| | **กรณีที่ 0** | **กรณีที่ 1** | **กรณีที่ 2** | **กรณีที่ 3** |
|---|---|---|---|---|
| **แบบจำลอง RW** | -0.4508 | | | |
| **แบบจำลอง AR** | -0.8474 | | | |
| **แบบจำลอง Bridge 1** | -0.1943 | 0.6685 | 0.6743 | 0.6674 |
| **แบบจำลอง Bridge 2** | -0.6347 | 0.6747 | 0.6745 | 0.6743 |
| **แบบจำลอง Bridge 3** | 0.0863 | 0.4573 | 0.4453 | 0.4008 |
| **แบบจำลอง Bridge 4** | 0.3678 | 0.7156 | 0.8296 | 0.7732 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

สามารถสรุปผลการศึกษาในภาพรวมได้ว่า แบบจำลอง Bridge 1 ดีที่สุด ตามด้วย Bridge 2, Bridge 3 และ Bridge 4 เมื่อพิจารณาจากค่า Adjusted R-squared ซึ่งบอกเพียงแบบจำลองดังกล่าวเหมาะกับชุดข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (in-sample) เพียงใด แต่เมื่อทำการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง แล้วเปรียบเทียบจากค่า RMSE และค่าสหสัมพันธ์ พบว่าแบบจำลอง Bridge 4 ดีที่สุด ตามด้วย Bridge 1, Bridge 2 และ Bridge 3

ผลพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 จะมีลักษณะผันผวนเมื่อเทียบกับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 อันเนื่องมากจากลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองแตกต่างกัน นั่นคือ ตัวแปรอธิบายในแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 จะประกอบด้วยข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) เช่น ข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม (MPI) ขณะที่แบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 ประกอบด้วยตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น

# บทที่ 5
# สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

## 5.1 สรุปผลการศึกษา

งานศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการนำข้อมูลที่มีความถี่รายเดือนมาช่วยในการพยากรณ์ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศที่เป็นข้อมูลความถี่รายไตรมาส ซึ่งวิธีดังกล่าวจะต้องเผชิญกับปัญหาข้อมูลที่มีความถี่ต่างกัน (Mixed frequency data) และปัญหาความไม่สมดุลของชุดข้อมูล (Ragged-edge data) อันเนื่องมาจากความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล (Publication lags) จากงานศึกษาในอดีตมีหลายวิธีที่นำมาใช้ในการศึกษาเมื่อเผชิญกับปัญหาทั้งสองดังกล่าว เช่น แบบจำลอง Bridge, MIDAS, MF-VAR และ MF-Factor เป็นต้น งานศึกษานี้เลือกใช้แบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ ด้วยวิธี General-to-specific approach (Gets) เนื่องจากเป็นแบบจำลองแบบจำลอง Bridge เป็นแบบจำลองที่ใช้กันมาก ง่ายต่อการประมาณการ การตีความ และยังไม่มีงานศึกษาใดชี้ชัดว่าแบบจำลองอื่นดีกว่าแบบจำลอง Bridge ที่มีการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติโดยเปรียบเทียบ

วิธีการศึกษาสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ขั้นตอน ขั้นตอนที่หนึ่งเริ่มจากการหาแบบจำลอง Bridge ที่เหมาะสม ด้วยวิธีการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติ (Gets) ช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส หรือ 144 เดือน) ซึ่งงานศึกษานี้จะแบ่งแบบจำลอง Bridge ออกเป็น 4 แบบ ตามลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการประมาณการ ได้แก่

แบบจำลอง Bridge 1 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายทุกตัวที่แสดงในตารางที่ 3.2

แบบจำลอง Bridge 2 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data)

แบบจำลอง Bridge 3 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (EXR)

แบบจำลอง Bridge 4 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER)

ขั้นตอนที่สองทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง คือช่วงประมาณการ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส) และช่วงพยากรณ์ ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (16 ไตรมาส) เพื่อทำ Out-of-sample forecast ที่กำหนดให้

ขนาดของช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ (Window) คงที่ที่ 48 ไตรมาส ทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP 1 ไตรมาสข้างหน้า (One-step ahead) และสมมติทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือนในข้อมูลช่วงพยากรณ์ ซึ่งข้อสมมติดังกล่าวกระทบกับการนำข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนมาใช้ ยกตัวอย่าง หากทำการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 ณ สิ้นเดือนกุมภาพันธ์ เวลาดังกล่าวมีการเผยแพร่ข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนของเดือนมกราคมแล้ว เป็นข้อมูลเดือนเดียวของไตรมาสที่ 1 ในกรณีนี้เราต้องทำการพยากรณ์ข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนให้ครบไตรมาส นั่นคือ พยากรณ์ไปข้างหน้าสองเดือน ด้วยแบบจำลอง ARMA($p,q$) ที่เหมาะสมในช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) สำหรับแต่ละข้อมูลตัวแปรอธิบายนั้นๆ โดยใช้ BIC เป็นเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลอง จากนั้นแปลงข้อมูลรายเดือนดังกล่าวให้อยู่ในรูปของข้อมูลรายไตรมาส เพื่อนำข้อมูลดังกล่าวไปใช้ในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ต่อไป โดยสรุปจากข้อสมมติดังกล่าว สามารถแบ่งออกเป็น 4 กรณี (ตามตารางที่ 3.1) กรณีที่ 1 กรณีที่มีข้อมูลเพียงเดือนเดียวในไตรมาส (เดือน ก.พ. พ.ค. ส.ค. และ พ.ย.), กรณีที่ 2 กรณีที่มีข้อมูลสองเดือนในไตรมาส (เดือน มี.ค. มิ.ย. ก.ย. และธ.ค.), กรณีที่ 3 กรณีที่มีข้อมูลรายเดือนครบไตรมาส (เดือน ม.ค. เม.ย. ก.ค. และ ต.ค.) และกรณีที่ 0 กรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย เป็นกรณีฐานไว้เปรียบเทียบกับกรณีอื่น

ขั้นตอนที่สาม ประมาณการแบบจำลองอ้างอิง ทั้งแบบจำลอง Autoregressive AR($p$) และแบบจำลอง Random Walk เพื่อใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับแบบจำลอง Bridge ด้วยค่า Root-mean-square error (RMSE) และแบบทดสอบ Modified Diebold-Mariano test ที่เป็นการทดสอบว่าสองแบบจำลองมีความสามารถในการพยากรณ์แตกต่างกันหรือไม่ โดยจะทำการเลือกแบบจำลอง AR ที่เหมาะสมในช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่างด้วยเกณฑ์ BIC

จากผลการศึกษา สรุปได้ว่าแบบจำลอง Bridge มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง (AR(1) และ RW) ในทุกกรณี พิจารณาข้อมูลรายเดือนในไตรมาสที่เพิ่มมากขึ้น ค่า RMSE ที่ได้จากแบบจำลอง Bridge มีแนวโน้มลดลง (มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากขึ้น) โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 ที่มีลักษณะคล้ายกันคือ เมื่อมีข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาหนึ่งเดือนในไตรมาส (กรณีที่ 1) เปรียบเทียบกับกรณีที่ 0 (กรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย) ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ให้กับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 อย่างมาก ในขณะที่แบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 จะคล้ายกันคือ เมื่อมีข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาหนึ่งเดือนในไตรมาส (กรณีที่ 1) เปรียบเทียบกับกรณีที่ 0 (กรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย) ก็ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์เช่นเดียวกันแต่ไม่ชัดเจนเท่าที่เกิดขึ้นกับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 ผลที่แตกต่างกันดังกล่าวเกิดขึ้นจากลักษณะของแบบจำลอง Bridge ที่แตกต่างกัน โดยแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 จะประกอบด้วยข้อมูล Hard data

หรือข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง เช่น ข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม ขณะที่แบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 ประกอบด้วยข้อมูล Soft data หรือข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น ซึ่งสอดคล้องกับงานศึกษาในอดีตที่ว่าข้อมูล Hard data ถึงแม้จะช่วยให้พยากรณ์ GDP แม่นยำ เป็นข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกันกับข้อมูล GDP ในระดับสูง แต่ข้อมูล Hard data มีความผันผวน และยากในการพยากรณ์ (กรณีที่ 0 ที่ต้องพยากรณ์ไปข้างหน้า 3 ช่วงเวลา) เมื่อเทียบกับข้อมูล Soft data ด้วยความยากในการพยากรณ์ของข้อมูล Hard data ดังกล่าวจึงทำให้ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการพยากรณ์ข้อมูลรายเดือนส่งผ่านมาแบบจำลอง Bridge และส่งต่อไปยังผลการพยากรณ์ ดังนั้นเมื่อเพิ่มข้อมูลรายเดือนเข้ามา (กรณีที่ 1) ช่วยให้พยากรณ์รายเดือนแม่นยำขึ้น และส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ GDP ต่อไป จากลักษณะตัวแปรอธิบายที่ต่างกันดังกล่าวยังส่งผลต่อผลพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 ที่มีลักษณะผันผวนขึ้นลง แตกต่างจาก Bridge 1 และ Bridge 2 ที่ราบเรียบกว่า

พิจารณาทิศทางของผลการพยากรณ์เปรียบเทียบกับทิศทางอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ที่เกิดขึ้นจริงด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) พบว่า ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge มีทิศทางสอดคล้องกับค่าจริง ยกเว้นกรณีที่ 0 ของแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 ที่มีผลการพยากรณ์ไปในทิศทางตรงกันข้ามกับค่าจริงเหมือนกับแบบจำลองอ้างอิง AR(1) และ RW โดยผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 2 มีค่าสหสัมพันธ์สอดคล้องกับค่าจริงมากที่สุด ถึงแม้จะพบว่าแบบจำลอง Bridge มีประสิทธิภาพมากกว่า และผลการพยากรณ์มีทิศทางสอดคล้องกับค่าจริงในระดับสูง จากนั้นทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge แตกต่างจากแบบจำลอง RW ด้วย Modified Diebold-Mariano test พบว่าความสามารถในการพยากรณ์แบบจำลอง Bridge โดยเฉลี่ยแตกต่างกันกับแบบจำลอง RW ที่ช่วงความเชื่อมั่นร้อยละ 85

ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยน (EXR) ถูกเลือกในแบบจำลอง Bridge 3 ขณะที่ดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER) ไม่ได้ถูกเลือกในแบบจำลอง Bridge 4 แต่แบบจำลอง Bridge 4 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลอง Bridge 3 ทำให้ไม่สามารถเปรียบเทียบได้ว่าข้อมูลใดดีกว่าโดยเปรียบเทียบสำหรับใช้ในการพยากรณ์ แต่ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนมีความได้เปรียบตรงที่มีความล่าช้าในการเผยแพร่เพียง 1 วัน ขณะที่ข้อมูลดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริงมีความล่าช้าในการเผยแพร่ 30 วัน

การที่แบบจำลองมีค่า Adjusted R-squared ที่สูงกว่าไม่ได้เป็นหลักประกันว่าจะมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่า ยกตัวอย่างแบบจำลอง Bridge 1 เหมาะกับชุดข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (in-sample) มากกว่าแบบจำลอง Bridge 4 แต่เมื่อทำการ Out-of-sample forecast แล้วเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE แล้วพบว่าแบบจำลอง Bridge 4 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลอง Bridge 1 โดยเปรียบเทียบ

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

จากผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า จำนวนข้อมูลรายเดือนในไตรมาสที่เพิ่มขึ้นมีส่วนสำคัญในการเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ปัจจัยดังกล่าวขึ้นอยู่กับความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูล (publication lags) ยกตัวอย่าง ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (Business sentiment index) เป็นข้อมูลที่ได้จากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) มีความล่าช้าประมาณ 30 วัน และเป็นหนึ่งในตัวแปรอธิบายที่สำคัญในการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ซึ่งหากความล่าช้าในการเผยแพร่ข้อมูลดังกล่าวลดลง จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ GDP

5.2.2 ข้อเสนอแนะในการศึกษาครั้งต่อไป

งานศึกษานี้ใช้แบบจำลอง ARMA($p,q$) ในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนในกรณีที่ข้อมูลรายเดือนไม่ครบไตรมาส ซึ่งค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนจะส่งผ่านไปยังแบบจำลอง Bridge และกระทบกับผลการพยากรณ์ ซึ่งหากใช้แบบจำลองที่ซับซ้อนกว่าแบบจำลอง ARMA($p,q$) อาจช่วยลดค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนและอาจช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ GDP

แบบจำลอง Bridge ที่ใช้ในการศึกษาขึ้นอยู่กับตัวแปรอธิบายที่ใช้ในแบบจำลอง GUM ซึ่งหากตัวแปรอธิบายที่ใช้ในแบบจำลอง GUM เปลี่ยนแปลงไป แบบจำลอง Bridge ที่ได้จากกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติก็อาจเปลี่ยนแปลงไป นอกจากนี้ยังขึ้นอยู่กับช่วงระยะเวลาข้อมูลที่ใช้ในการประมาณการด้วย เพราะวิธี Gets จะเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมในกลุ่มตัวอย่าง ดังนั้นหากข้อมูล GDP ในกลุ่มตัวอย่างรวมช่วงความผันผวนมากผิดปกติ (อัตราการเปลี่ยนแปลงของ GDP ขึ้นหรือลงมากกว่าค่าเฉลี่ยย้อนหลังอย่างมีนัยสำคัญ) ต้องพิจารณาว่าความผันผวนดังกล่าวเป็นความผันผวนในระยะสั้น หรืออยู่ในช่วงขาขึ้นหรือขาลงอย่างต่อเนื่อง (Persistent) หากเป็นเพียงความผันผวนในระสั้นไม่ควรรวมข้อมูลดังกล่าวในกลุ่มตัวอย่าง เพราะจะส่งผลกระทบต่อการเลือกแบบจำลอง Bridge ที่เหมาะสม

เนื่องจากแบบจำลอง Bridge อยู่ในรูป Autoregressive-Distributed-Lag (ADL) และประมาณการด้วยวิธี Ordinary Least Square หรือ OLS ซึ่งมีข้อสมมติว่าค่าความผิดพลาด (Error term) จะต้องมีการกระจายตัวแบบปกติ (Normal distribution) ทำให้ไม่สามารถพยากรณ์ในช่วงที่มีความผันผวนได้ดีเท่าที่ควร ซึ่งหากเป็นแบบจำลองอื่นจะสามารถพยากรณ์ในช่วงที่มีความผันผวนได้ดีกว่า

# รายการอ้างอิง


## วิทยานิพนธ์

พรสวรรค์ รักเป็นธรรม. (2557). การใช้ข้อมูลการสำรวจภาวะทางธุรกิจสำหรับพยากรณ์ข้อมูล GDP ระยะสั้น โดยใช้แบบจำลอง Bridge. วิทยานิพนธ์เศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

## สื่ออิเล็กทรอนิกส์

ยุทธนา เศรษฐปราโมทย์. (2557). การพัฒนาตัวแบบเศรษฐกิจมหภาคเพื่อการวิเคราะห์ผลกระทบของนโยบายการเงิน, นโยบายการคลัง และอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ. สำนักวิจัย สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์. สืบค้นจาก http://rc.nida.ac.th/th/attachments/article/201/Full-Final-Report-NIDA-Forecast-2-Dec-2557.pdf

อลิษา ธีรภัทรไพศาล และ ธนา สมพรเสริม. (2557). การเปรียบเทียบคุณสมบัติของดัชนีชี้นำเศรษฐกิจของไทย. โครงการประชุมวิชาการเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 15. บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยขอนแก่น. สืบค้นจาก http://gsbooks.gs.kku.ac.th/57/grc15/files/hmo5.pdf

## Books and Book Articles

Doornik, J. A. (2009). Autometrics. In J. L. Castle & N. Shephard (Eds.), The Methodology and Practice of Econometrics: A Festschrift in Honour of David F. Hendry (pp. 88-121). Oxford: Oxford University Press.

Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1997). Testing the equality of prediction mean squared errors. International Journal of Forecasting, 13(2), 281-291.

Hendry, D. F. (2000). Econometrics: Alchemy or Science? : Oxford: Oxford University Press.

**Articles**

Andreou, E., Ghysels, E., & Kourtellos, A. (2013). Should Macroeconomic Forecasters Use Daily Financial Data and How? Journal of Business & Economic Statistics, 31(2), 240-251.

Angelini, E., Camba-Mendez, G., Giannone, D., Reichlin, L., & Rünstler, G. (2011). Short-term forecasts of euro area GDP growth. The Econometrics Journal, 14(1), C25-C44.

Antipa, P., Barhoumi, K., Brunhes-Lesage, V., & Darné, O. (2012). Nowcasting German GDP: A comparison of bridge and factor models. Journal of Policy Modeling, 34(6), 864-878.

Baffigi, A., Golinelli, R., & Parigi, G. (2004). Bridge models to forecast the euro area GDP. International Journal of Forecasting, 20(3), 447-460.

Bai, J., Ghysels, E., & Wright, J. H. (2013). State Space Models and MIDAS Regressions. Econometric Reviews, 32(7), 779-813.

Bańbura, M., & Rünstler, G. (2011). A look into the factor model black box: Publication lags and the role of hard and soft data in forecasting GDP. International Journal of Forecasting, 27(2), 333-346.

Banerjee, A., Marcellino, M., & Masten, I. (2005). Leading Indicators for Euro-area Inflation and GDP Growth. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 67, 785-813.

Barhoumi, K., Darné, O., Ferrara, L., & Pluyaud, B. (2012). Monthly GDP Forecasting using Bridge Models: Application for The French Economy. Bulletin of Economic Research, 64, s53-s70.

Breusch, T. S. (1978). Testing For Autocorrelation In Dynamic Linear Models. Australian Economic Papers, 17(31), 334-355.

Camacho, M., & Perez-Quiros, G. (2010). Introducing the euro-sting: Short-term indicator of euro area growth. Journal of Applied Econometrics, 25(4), 663-694.

Castle, J. L. (2005). Evaluating PcGets and RETINA as Automatic Model Selection Algorithms*. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 67, 837-880.

Chow, G. C. (1960). Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions. Econometrica, 28(3), 591-605.

Clements, M. P., & Galvão, A. B. (2008). Macroeconomic Forecasting With Mixed-Frequency Data. Journal of Business & Economic Statistics, 26(4), 546-554.

D'Agostino, R. B. (1970). Transformation to Normality of the Null Distribution of g1. Biometrika, 57(3), 679-681.

Diebold, F., & Mariano, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy. Journal of Business & Economic Statistics, 13(3), 253-263.

Diron, M. (2008). Short-term forecasts of euro area real GDP growth: an assessment of real-time performance based on vintage data. Journal of Forecasting, 27(5), 371-390.

Doornik, J. A., & Hansen, H. (2008). An Omnibus Test for Univariate and Multivariate Normality. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 70, 927-939.

Doz, C., Giannone, D., & Reichlin, L. (2011). A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering. Journal of Econometrics, 164(1), 188-205.

Foroni, C., & Marcellino, M. (2014). A comparison of mixed frequency approaches for nowcasting Euro area macroeconomic aggregates. International Journal of Forecasting, 30(3), 554-568.

Giannone, D., Reichlin, L., & Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. Journal of Monetary Economics, 55(4), 665-676.

Godfrey, L. G. (1978). Testing Against General Autoregressive and Moving Average Error Models when the Regressors Include Lagged Dependent Variables. Econometrica, 46(6), 1293-1301.

Golinelli, R., & Parigi, G. (2007). The use of monthly indicators to forecast quarterly GDP in the short run: an application to the G7 countries. Journal of Forecasting, 26(2), 77-94.

Hendry, D. F. (1979). Predictive failure and econometric modelling in macro-economics: The transactions demand for money. In P. Ormerod (Ed.), Economic Modelling (pp. 217-242). London: Heinemann.

Hoover, K. D., & Perez, S. J. (1999). Data mining reconsidered: encompassing and the general-to-specific approach to specification search. Econometrics Journal, 2(2), 167-191.

Krolzig, H.-M., & Hendry, D. F. (2001). Computer automation of general-to-specific model selection procedures. Journal of Economic Dynamics and Control, 25(6–7), 831-866.

Marcellino, M., & Schumacher, C. (2010). Factor MIDAS for Nowcasting and Forecasting with Ragged-Edge Data: A Model Comparison for German GDP. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 72(4), 518-550.

Mariano, R. S., & Murasawa, Y. (2003). A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. Journal of Applied Econometrics, 18(4), 427-443.

Mariano, R. S., & Murasawa, Y. (2010). A Coincident Index, Common Factors, and Monthly Real GDP. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 72(1), 27-46.

Perez-Amaral, T., Gallo, G. M., & White, H. (2003). A Flexible Tool for Model Building: the Relevant Transformation of the Inputs Network Approach (RETINA). Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 65, 821-838.

Perez-Amaral, T., Gallo, G. M., & White, H. (2005). A Comparison of Complementary Automatic Modeling Methods: Retina and PcGets. Econometric Theory, 21(1), 262-277.

Schorfheide, F., & Song, D. (2014). Real-Time Forecasting with a Mixed-Frequency VAR. Journal of Business & Economic Statistics, 366-380.

Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. Annals of Statistics, 6(2), 461-464.

Shenton, L. R., & Bowman, K. O. (1977). A Bivariate Model for the Distribution of √b1 and b2. Journal of the American Statistical Association, 72(357), 206-211.

White, H. (1980). A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. Econometrica, 48(4), 817-838.

**Electronic Media**

Barhoumi, K., Benk, S., Cristadoro, R., Reijer, A. D., Jakaitiene, A., Jelonek, P., . . . Nieuwenhuyze, C. V. (2008). Short-term Forecasting of GDP using Large Monthly Datasets: A Pseudo Real-time Forecast Evaluation Exercise. Occasional paper series 84, European Central Bank. Retrieved from

https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecbocp84.pdf

Ghysels, E., Santa-Clara, P., & Valkanov, R. (2004). The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models. CIRANO Working Papers(2004s-20). Retrieved from http://www.cirano.qc.ca/files/publications/2004s-20.pdf

Hendry, D. F., & Krolzig, H.-M. (2004). Resolving three 'intractable' problems using a Gets approach. Unpublised paper. Economics Department, University of Oxford. Retrieved from https://www.cass.city.ac.uk/__data/assets/pdf_file/0005/65147/HendryKrolzig.pdf

Pongsaparn, R. (2008). A Small Semi-structural Model for Thailand: Construction and Applications. Disscussion Paper, Monetary Policy Department, Bank of Thailand. Retrieved from https://www.bot.or.th/Thai/MonetaryPolicy/MonetPolicyKnowledge/Documents/22Paper_SmallModel.pdf

Rünstler, G., & Sédillot, F. (2003). Short-term estimates of euro area real GDP by means of monthly data. European Central Bank Working Paper, 276. Retrieved from https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp276.pdf

Schumacher, C. (2014). MIDAS and bridge equations. Deutsche Bundesbank Discussion paper No. 26/2014. Retrieved from https://www.bundesbank.de/Redaktion/EN/Downloads/Publications/Discussion_Paper_1/2014/2014_10_21_dkp_26.pdf?__blob=publicationFile

Tanboon, S. (2008). The Bank of Thailand Structural Model for Policy Analysis. DisscussionPaper, Monetary Policy Department, Bank of Thailand. Retrieved from https://www.bot.or.th/Thai/MonetaryPolicy/MonetPolicyKnowledge/Documents/32dp122008th_surach.pdf

# ภาคผนวก

**ภาคผนวก ก**

# วิธี Cross-block algorithm

วิธี Cross-block algorithm เป็นวิธีที่นำเสนอ Hendry and Krolzig (2004) สร้างขึ้นเพื่อแก้ไขปัญหาในกรณีที่ตัวแปรอธิบายในแบบจำลอง GUM มากกว่าจำนวนข้อมูล (Observations) เพราะโปรแกรมเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติจะไม่สามารถดำเนินการได้ ในการแก้ไขปัญหาดังกล่าว มีขั้นตอนดังนี้ พิจารณาภาพที่ ก.1 ประกอบ

1. แบ่งตัวแปรจำนวน k ตัว ออกเป็น K กลุ่ม โดยมีหลักการดังนี้

1.1 ค่าล่าช้าของตัวแปรเดียวกันจะต้องอยู่ในกลุ่มเดียวกัน

1.2 จำนวนตัวแปรในแต่ละกลุ่มใกล้เคียงกัน

1.3 จำนวนตัวแปรของ 2 กลุ่มใดๆรวมกัน จะต้องไม่เกินกว่าจำนวนข้อมูล

สมมติแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม A, B และ C

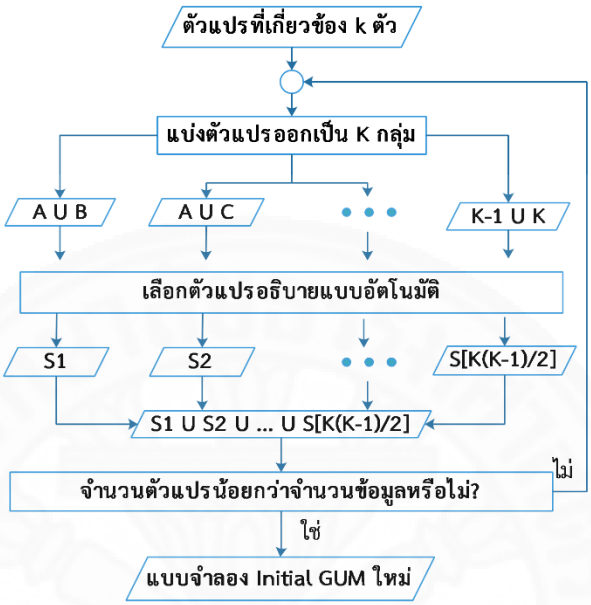
2. จับคู่แต่ละกลุ่มและทำการรวมตัวแปรในแต่ละคู่ ได้ AUB, AUC และ BUC ซึ่งหากเป็นกรณีทั่วไป K กลุ่ม จะได้ K(K-1)/2 คู่ จากนั้นทำการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติในแต่ละคู่ หลังจากผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอัตโนมัติจะได้แบบจำลองใหม่ที่ตัดตัวแปรบางตัวออก เรียกแบบจำลองใหม่ว่า S1 สำหรับคู่ AUB และ S(K(K-1)/2) สำหรับคู่สุดท้าย (K-1)UK

3. นำตัวแปรอธิบายของ S1 ถึง S(K(K-1)/2) มารวมกันเป็นแบบจำลองใหม่

4. หากจำนวนตัวแปรในแบบจำลองใหม่มีน้อยตามต้องการ ให้หยุดดำเนินการ และให้แบบจำลองดังกล่าวเป็นแบบจำลอง Initial GUM ใหม่ แต่หากยังมีมากอยู่ให้นำแบบจำลองใหม่นี้ไปเริ่มกระบวนการซ้ำตั้งแต่ข้อ 1

ภาพที่ ก.1

วิธี Cross-block algorithm




ที่มา: จากการรวบรวมโดยผู้ศึกษา

**ภาคผนวก ข**

# แบบทดสอบ Specification tests

## ข.1 Chow predictive failure tests

Chow (1960) เสนอการทดสอบการเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้าง (Structural break) ของแบบจำลองเชิงเส้นตรง โดยทดสอบว่าหากมีการใช้ชุดข้อมูลที่มีช่วงเวลาต่างกัน 2 ชุด ($t_0$-$t_1$ กับ $t_1$-$t_2$) แล้วค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลองนั้นแตกต่างกันหรือไม่ หากปฏิเสธสมมติฐานหลักแสดงว่าแตกต่างกัน มีจุดเปลี่ยนแปลงเชิงโครงสร้างของแบบจำลอง โดยมีตัวทดสอบตามสมการ ข.1 เทียบกับ $F_{T_1+T_2-2k}$ ที่ $RSS$ คือ Residual sum of squares

$$\frac{(RSS_{1+2} - (RSS_1 + RSS_2))/(k)}{(RSS_1 + RSS_2)/(T_1 + T_2 - 2k)} \qquad \text{(ข.1)}$$

โดยที่ $RSS_{1+2}$ คือ RSS ของแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลตลอดช่วง ($t_0$-$t_2$)
$RSS_1$ คือ RSS ของแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลช่วงแรก ($t_0$-$t_1$)
$RSS_2$ คือ RSS ของแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลช่วงที่สอง ($t_1$-$t_2$)
$T_1$ คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในช่วงแรก
$T_2$ คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในช่วงสอง
$k$ คือ จำนวนตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลอง รวมค่าคงที่

## ข.2 The Doornik and Hansen normality test

Doornik and Hansen (2008) นำเสนอแบบทดสอบการกระจายตัวค่าความผิดพลาดจากแบบจำลองว่ามีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ สมมติฐานหลักคือมีการแจกแจงแบบปกติ

แบบทดสอบนี้พัฒนาต่อจากงานศึกษา Shenton and Bowman (1977) เพื่อให้สามารถใช้กับข้อมูลที่น้อยได้ จากเดิมสมมติให้ $\sqrt{b_1}$ เป็นค่าที่ได้จากการคำนวณ Skewness และ $b_2$ เป็นค่าที่คำนวณได้จาก Kurtosis โดยทาง Doornik and Hansen (2008) ได้ปรับค่า Skewness ดังกล่าวให้กระจายตัวแบบปกติมาตรฐาน (Standard Normal) $z_1$ และปรับค่า Kurtosis จากกระจายแบบ Gamma เป็น Chi-square จากนั้นปรับเป็นแบบปกติมาตรฐาน $z_2$

การคำนวณค่า Skewness แบบแจกแจงปกติมาตรฐาน $(z_1)$ ที่ได้จากงานศึกษา (D'Agostino, 1970) แสดงในสมการ ข.2

$$z_1 = \delta \log\left\{y + (y^2+1)^{\frac{1}{2}}\right\}$$

$$\delta = \frac{1}{\left\{\log\left(\sqrt{\omega^2}\right)\right\}^{\frac{1}{2}}}$$

$$y = \sqrt{b_1}\left\{\frac{\omega^2-1}{2}\cdot\frac{(T+1)(T+3)}{6(T-2)}\right\}^{\frac{1}{2}} \quad \text{(ข.2)}$$

$$\omega^2 = -1 + \{2(\beta-1)\}^{\frac{1}{2}}$$

$$\beta = \frac{3(T^2+27T-70)(T+1)(T+3)}{(T-2)(T+5)(T+7)(T+9)}$$

การคำนวณค่า Kurtosis แบบแจกแจงปกติมาตรฐาน $(z_2)$ โดยใช้วิธี Wilson–Hilferty cubed root transformation แสดงในสมการ ข.3

$$z_2 = \left\{\left(\frac{x}{2\alpha}\right)^{\frac{1}{3}} - 1 + \frac{1}{9\alpha}\right\}(9\alpha)^{\frac{1}{2}}$$

$$x = (b_2 - 1 - b_1)2k$$

$$\alpha = a + b_1 c$$

$$k = \frac{(T+5)(T+7)(T^3+37T^2+11T-313)}{12\delta} \quad \text{(ข.3)}$$

$$c = \frac{(T-7)(T+5)(T+7)(T^2+2T-5)}{6\delta}$$

$$a = \frac{(T-2)(T+5)(T+7)(T^2+27T-70)}{6\delta}$$

$$\delta = (T-3)(T+1)(T^2+15T-4)$$

ตัวแบบทดสอบคือ $E_p = z_1^2 + z_2^2$ โดยเทียบกับค่าสถิติ $\chi^2_{d.f.}$ ที่ d.f.=2

**ข.3 The LM autocorrelation test with 4 lags**

Breusch-Godfrey Lagrange Multiplier test for autocorrelation แบบทดสอบจากงานศึกษาของ Breusch (1978) และ Godfrey (1978) ทำการทดสอบความสัมพันธ์กันเองของค่าความคลาดเคลื่อนว่า $Cov(u_t, u_{t+s}) = E(u_t, u_{t+s}) = 0$ หรือไม่ ที่ $s \neq 0$ โดยสมมติฐานหลัก $H_0$ คือ ไม่มีความสัมพันธ์กันเองของค่าความคลาดเคลื่อน (No autocorrelation) โดยมีขั้นตอนในการทดสอบดังนี้

1. สมมติสมการหลักคือ $GDP_t = a + bX_t + u_t$ ประมาณการสมการดังกล่าวแล้ว predict $\hat{u}_t$

2. นำ $\hat{u}_t$ มาประมาณการสมการ $u_t = a + b_1 GDP_t + b_2 X_t + b_3 u_{t-1} + b_4 u_{t-2} + b_5 u_{t-3} + b_6 u_{t-4} + v_t$ เนื่องจากพิจารณาข้อมูลไตรมาสจึงกำหนด $p = 4$ หรือ ค่าคลาดเคลื่อนที่ 4 lags

3. คำนวณค่า $(T - p)R^2$ จากสมการขั้นตอนที่สอง โดยที่ $T$ คือจำนวนข้อมูล

4. นำค่าที่คำนวณเทียบ $\chi_p^2$ ที่ degree of freedom $p = 4$ ณ ระดับนัยสำคัญหนึ่งๆ

**ข.4 The heteroscedasticity test**

ทดสอบความแปรปรวนของค่าความผิดพลาด $Var(u_t)$ ว่าคงที่หรือไม่ โดยใช้แบบทดสอบที่ได้จากงานศึกษาของ White (1980) ในรูปแบบที่ไม่มีพจน์ตัวแปรอธิบายคูณกัน (No cross term) มีสมมติฐานหลัก $H_0$ ที่ว่า ความแปรปรวนของค่าความผิดพลาดคงที่ (Homoscedasticity) โดยมีขั้นตอนในการทดสอบดังนี้

1. สมมติสมการหลักคือ $GDP_t = a + bX_t + u_t$ ประมาณการสมการดังกล่าวแล้ว predict $\hat{u}_t$

2. นำ $\hat{u}_t$ มาประมาณการสมการ $u_t^2 = a + b_1 X_t + b_2 X_t^2 + v_t$

3. คำนวณ $T * R^2$ เทียบกับ $\chi_{d.f.}^2$ ที่ d.f. = 2 (จำนวนตัวแปรอธิบายในสมการขั้นตอนที่สอง)

**ภาคผนวก ค**

# ผลการศึกษากรณีเลือกแบบจำลองในกลุ่มตัวอย่างเดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557

ผลการศึกษาแบ่งออกเป็น 3 ส่วน หัวข้อ ค.1 แสดงผลการประมาณการแบบจำลอง Bridge ที่ได้จากการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติในช่วงข้อมูลในตัวอย่าง (In-sample) หัวข้อ ค.2 ทำ Out-of-sample forecast โดยสมมติการทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือนในช่วงข้อมูลที่ละไว้บางส่วนเพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ และหัวข้อ ค.3 วิเคราะห์ผลที่ได้จากการศึกษาด้วยค่า RMSE, ค่าสหสัมพันธ์ และทดสอบ Modified Diebold-Mariano tests ว่าแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลอง RW มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์แตกต่างกันหรือไม่

## ค.1 การประมาณการแบบจำลอง Bridge ในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample)

แบบจำลอง Bridge ที่ได้จากการศึกษาจะแบ่งออกเป็น 4 แบบ ตามลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (General Unrestricted Model: GUM) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่จะนำเข้ากระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติเพื่อให้ได้แบบจำลองที่เหมาะสม

แบบจำลอง Bridge 1 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายทุกตัวที่แสดงในตารางที่ 3.2

แบบจำลอง Bridge 2 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data)

แบบจำลอง Bridge 3 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (EXR)

แบบจำลอง Bridge 4 เลือกใช้ตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER)

การประมาณการแบบจำลอง Bridge จะอยู่ในระดับความถี่รายไตรมาส ซึ่งแบบจำลองจะประกอบด้วย ตัวแปรตามคือ อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP หรือ $\Delta ln(GDP_t)$ และตัวแปรอธิบายซึ่งจะเป็นข้อมูลที่มีความถี่รายเดือนโดยต้องแปลงข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนดังกล่าวให้อยู่ในรูปข้อมูลรายไตรมาสก่อน จากนั้นหาอัตราการเปลี่ยนแปลงแบบ QoQ ยกเว้นข้อมูลดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ (BSI) และข้อมูลตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป (EUES) ที่เป็นข้อมูลระดับ (Level) เมื่อข้อมูลตัวแปรอธิบายอยู่ในระดับความถี่รายไตรมาสแล้ว ขั้นตอนต่อไปคือเลือกตัวแปรอธิบายที่เหมาะสมด้วยวิธีการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ โดยใช้ช่วงข้อมูลใน

กลุ่มตัวอย่าง (In-sample) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (64 ไตรมาส หรือ 192 เดือน) ซึ่งจะได้แบบจำลองที่เหมาะสมดังต่อไปนี้

ค.1.1 แบบจำลอง Bridge 1

แบบจำลอง Bridge 1 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายทุกตัวที่แสดงในตารางที่ 3.2 พร้อมทั้งค่าล่าช้าของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags[1] ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ

$$\begin{aligned}\Delta ln(GDP_t) = & - \underset{(0.023)**}{0.0536} + \underset{(0.019)***}{0.1367}\ \Delta ln(MPI_t) \\ & - \underset{(0.013)**}{0.0328}\ \Delta ln(MPI_{t-4}) + \underset{(0.021)*}{0.0368}\ \Delta ln(EX_{t-2}) \\ & + \underset{(0.001)***}{0.0022}\ BSI_t - \underset{(0.001)**}{0.0014}\ BSI_{t-1} + \underset{(0.001)***}{0.0006}\ EUES_t \\ & - \underset{(0.001)***}{0.0016}\ EUES_{t-2} + \underset{(0.001)***}{0.0007}\ EUES_{t-3}\end{aligned} \quad \text{(ค.1)}$$

แบบจำลอง Bridge 1 ที่เหมาะสม ประกอบด้วยตัวแปรข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง 3 ตัวแปร ซึ่งอยู่ในรูป Log-difference หรืออัตราการเปลี่ยนแปลง ทั้งหมด ได้แก่ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรมเวลาปัจจุบัน $(MPI_t)$ ย้อนหลัง 4 ไตรมาสที่แล้ว $(MPI_{t-4})$ และมูลค่าการส่งออกย้อนหลัง 2 ไตรมาสที่แล้ว $(EX_{t-2})$ อีกทั้งประกอบด้วยตัวแปรข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น 5 ตัวแปร ซึ่งเป็นข้อมูลระดับ (Level) ทั้งหมด ได้แก่ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจเวลาปัจจุบัน $(BSI_t)$ ไตรมาสที่แล้ว $(BSI_{t-1})$ และตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป ทั้งเวลาปัจจุบัน $(EUES_t)$ ย้อนหลัง 2 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-2})$ และย้อนหลัง 3 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-3})$ โดยสมการที่ (ค.1) ดังกล่าว จะมีลักษณะการอธิบายที่ต่างกัน เช่น หากดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม $(MPI_t)$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.1367 เมื่อสมมติให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ และหากดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $(BSI_t)$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0022 เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่

ค.1.2 แบบจำลอง Bridge 2

แบบจำลอง Bridge 2 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) พร้อมทั้งค่าล่าช้า

[1] ค่าล่าช้าประกอบด้วย 4 lags เพื่อคำนึงถึงความเป็นฤดูกาลของข้อมูลรายไตรมาส

ของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ (Gets)

$$\begin{aligned}\Delta ln(GDP_t) = {} & \underset{(0.002)***}{0.0078} - \underset{(0.066)**}{0.1658}\ \Delta ln(GDP_{t-3}) \\ & + \underset{(0.112)*}{0.2237}\ \Delta ln(GDP_{t-4}) + \underset{(0.020)***}{0.1630}\ \Delta ln(MPI_t) \\ & - \underset{(0.028)***}{0.0850}\ \Delta ln(MPI_{t-4}) + \underset{(0.025)**}{0.0556}\ \Delta ln(EX_t) \\ & + \underset{(0.122)*}{0.2151}\ \Delta ln(CHLEAD_{t-3})\end{aligned} \quad (ค.2)$$

แบบจำลอง Bridge 2 ประกอบด้วยตัวแปรที่เป็นข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริงทั้งหมด 6 ตัวแปร ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศย้อนหลัง 3 ไตรมาส $(GDP_{t-3})$ และย้อนหลัง 4 ไตรมาส $(GDP_{t-4})$ ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรมเวลาปัจจุบัน $(MPI_t)$ ย้อนหลัง 4 ไตรมาส $(MPI_{t-4})$ มูลค่าการส่งออก $(EX_t)$ และดัชนีชี้นำของจีน $(CHLEAD_{t-3})$ โดยที่ทุกตัวแปรอยู่ในรูป Log-difference หรืออัตราการเปลี่ยนแปลง ทั้งหมด ดังนั้น สมการที่ (ค.2) จะมีลักษณะการอธิบายที่เหมือนกัน เช่น หากอัตราการเปลี่ยนแปลงผลผลิตมวลรวมภายในประเทศย้อนหลัง 3 ไตรมาส $(GDP_{t-3})$ เปลี่ยนแปลงร้อยละ 1 จะทำให้อัตราการเปลี่ยนแปลงผลผลิตมวลรวมภายในประเทศ $(GDP_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.1658 เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ เป็นต้น

ค.1.3 แบบจำลอง Bridge 3

แบบจำลอง Bridge 3 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ (EXR) พร้อมทั้งค่าล่าช้าของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ

$$\begin{aligned}\Delta ln(GDP_t) = {} & - \underset{(0.035)***}{0.0961} + \underset{(0.0007)***}{0.0051}\ BSI_t - \underset{(0.0007)***}{0.0045}\ BSI_{t-1} \\ & + \underset{(0.0007)**}{0.0014}\ BSI_{t-2} - \underset{(0.0006)**}{0.0011}\ BSI_{t-4} - \underset{(0.035)}{0.0497}\Delta ln(USPM_t) \\ & - \underset{(0.036)}{0.0730}\Delta ln(USPM_{t-1}) + \underset{(0.042)}{0.0243}\Delta ln(USPM_{t-2}) \\ & - \underset{(0.028)}{0.0189}\Delta ln(USPM_{t-4}) + \underset{(0.0004)***}{0.0013}\ EUES_t \\ & - \underset{(0.001)***}{0.0030}\ EUES_{t-2} + \underset{(0.0008)***}{0.0023}\ EUES_{t-3}\end{aligned} \quad (ค.3)$$

แบบจำลอง Bridge 3 ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็นทั้งหมด 11 ตัวแปร สามารถแบ่งเป็น ข้อมูลในรูประดับ (Level) 7 ตัวแปร ได้แก่ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจไตรมาสปัจจุบัน $(BSI_t)$ ไตรมาสที่แล้ว $(BSI_{t-1})$ สองไตรมาสที่แล้ว $(BSI_{t-2})$ และสี่ไตรมาสที่แล้ว $(BSI_{t-4})$ และตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป ทั้งเวลาปัจจุบัน $(EUES_t)$ ย้อนหลัง 2 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-2})$ ย้อนหลัง 3 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-3})$ และแบ่งเป็นข้อมูลในรูปอัตราการเปลี่ยนแปลง (Log-difference) 4 ตัวแปร แต่ไม่ใช่ตัวแปรที่มีนัยสำคัญ ได้แก่ ดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ $(USPM_t)$ ย้อนหลังไปไตรมาสที่แล้ว $(USPM_{t-1})$ 2 ไตรมาสที่แล้ว $(USPM_{t-2})$ และ 4 ไตรมาสที่แล้ว $(USPM_{t-4})$ ดังนั้นสมการที่ (ค.3) จะมีลักษณะการอธิบายที่ต่างกัน แต่ขอละข้อมูลดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯไว้ เนื่องจากไม่มีนัยสำคัญ การอธิบายในกรณีที่ตัวแปรอธิบายเป็นข้อมูลระดับ เช่น หากดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $(BSI_t)$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0051 เมื่อสมมติให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ เป็นต้น

ค.1.4 แบบจำลอง Bridge 4

แบบจำลอง Bridge 4 ได้จากการนำแบบจำลองไม่มีข้อจำกัด (GUM) ที่ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายเฉพาะตัวแปรที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น (Soft data) และข้อมูลดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง (REER) พร้อมทั้งค่าล่าช้าของตัวแปรอธิบายนั้นๆจำนวน 4 lags และค่าล่าช้าของตัวแปรตามจำนวน 4 lags ผ่านกระบวนการเลือกตัวแปรอธิบายแบบอัตโนมัติ (Gets)

$$\begin{aligned}\Delta ln(GDP_t) = &- \underset{(0.034)**}{0.0769} + \underset{(0.0007)***}{0.0050}\ BSI_t - \underset{(0.0008)***}{0.0048}\ BSI_{t-1} \\ &+ \underset{(0.0007)}{0.0008}\ BSI_{t-2} - \underset{(0.035)*}{0.0608}\ \Delta ln(USPM_t) \\ &+ \underset{(0.037)}{0.0429}\Delta ln(USPM_{t-2}) + \underset{(0.0004)***}{0.0013}\ EUES_t \\ &- \underset{(0.0009)***}{0.0029}\ EUES_{t-2} + \underset{(0.0007)***}{0.0020}\ EUES_{t-3} \\ &- \underset{(0.064)*}{0.1215}\ \Delta ln(REER_{t-3})\end{aligned} \qquad \text{(ค.4)}$$

แบบจำลอง Bridge 4 ประกอบด้วยตัวแปรอธิบายที่เป็นข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็นทั้งหมด 9 ตัวแปร สามารถแบ่งเป็น ข้อมูลในรูประดับ (Level) 6 ตัวแปร ได้แก่ ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจไตรมาสปัจจุบัน $(BSI_t)$ ไตรมาสที่แล้ว $(BSI_{t-1})$ สองไตรมาสที่แล้ว $(BSI_{t-2})$ และตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป ทั้งเวลาปัจจุบัน $(EUES_t)$ ย้อนหลัง 2 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-2})$ ย้อนหลัง 3 ไตรมาสที่แล้ว $(EUES_{t-3})$ และแบ่งเป็นข้อมูลในรูปอัตรา

การเปลี่ยนแปลง (Log-difference) 3 ตัวแปร ได้แก่ ดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ $(USPM_t)$ ย้อนหลังไปสองไตรมาสที่แล้ว $(USPM_{t-2})$ และดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริงย้อนหลังสามไตรมาสที่แล้ว $(REER_{t-3})$ ดังนั้นสมการที่ (ค.4) จะมีลักษณะการอธิบายที่ต่างกัน กรณีที่เป็นข้อมูลระดับ หากดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $(BSI_t)$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0050 และกรณีข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง หากดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง 3 ไตรมาสก่อนหน้า $(REER_{t-3})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะส่งผลให้ $GDP_t$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงข้ามร้อยละ 0.1215 เป็นต้น

ตารางที่ ค.1 แสดงค่า Adjusted R-squared ที่ได้คำนึงถึงจำนวนตัวแปรอธิบายที่เพิ่มขึ้น มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 และในตารางเดียวกันได้แสดงผลการทดสอบ Specification tests ของแบบจำลอง Bridge 1, 2, 3 และ 4 ด้วยค่า P-value พบว่าแบบจำลอง Bridge 1 มีค่า Adjusted R-squared มากที่สุดที่ 0.8174 และทุกแบบจำลองผ่านการทดสอบ Specification นั่นคือไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลักในทุกแบบทดสอบ

ตารางที่ ค.1

ค่า Adjusted R-squared และผลการทดสอบ Specification tests

| | **Bridge 1** | **Bridge 2** | **Bridge 3** | **Bridge 4** |
|---|---|---|---|---|
| **Adjusted R-squared** | **0.8174** | **0.7880** | **0.6283** | **0.6126** |
| **Specification tests** | | | | |
| 1. Chow predictive failure tests (70:30) | 0.2235 | 0.3647 | 0.0107 | 0.0118 |
| 2. The Doornik and Hansen normality test | 0.1098 | 0.6849 | 0.8797 | 0.4033 |
| 3. The LM autocorrelation test with 4 lags | 0.4232 | 0.5328 | 0.7617 | 0.7671 |
| 4. The Heteroskedasticity test (White test แบบ no cross term) | 0.8457 | 0.2549 | 0.1150 | 0.7106 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

**ค.2 การพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-sample forecast)**

หัวข้อที่ ค.1 ก่อนหน้า เป็นการหาแบบจำลอง Bridge ที่เหมาะสมสำหรับช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) โดยค่า Adjusted R-squared บอกแต่เพียงว่าแบบจำลองดังกล่าวเหมาะกับชุดข้อมูลในกลุ่มตัวอย่างเพียงใด ไม่สามารถเปรียบเทียบได้ว่าแบบจำลองใดมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่ากัน ดังนั้นงานศึกษานี้จึงทำการ Out-of-sample forecast เป็นการสมมติทำ

การพยากรณ์ในช่วงข้อมูลที่ละไว้บางส่วนเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองนั้นๆว่าแตกต่างจากค่าจริงมากน้อยเพียงใด งานศึกษานี้แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง คือ ข้อมูลช่วงประมาณการ (Estimation period) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2553 (48 ไตรมาส) และข้อมูลช่วงพยากรณ์ (Forecasting Period) เดือนมกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (16 ไตรมาส) การพยากรณ์จะคงรูปแบบสมการของแบบจำลอง Bridge (Model specification) ตามที่ได้แสดงในหัวข้อที่ ค.1 จากนั้นทำการ Rolling forecast ในช่วงพยากรณ์ (Forecasting Period) เดือนมกราคม พ.ศ.2554 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (16 ไตรมาส) กำหนดให้ขนาดของช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ (Window) คงที่ที่ 48 ไตรมาส และสมมติทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือน ทำให้เกิดลักษณะการใช้ข้อมูลรายเดือนที่แตกต่างกัน 4 กรณี

ค.2.1 การพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือน

จากการทำ Out-of-sample forecast ที่สมมติให้ทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือน ทำให้เกิดลักษณะการใช้ข้อมูลรายเดือนที่แตกต่างกัน 4 กรณี และแบบจำลอง Bridge ที่ใช้ในการศึกษาประมาณการด้วยข้อมูลรายไตรมาส ดังนั้นจะต้องแปลงข้อมูลอธิบายรายเดือนให้เป็นข้อมูลรายไตรมาสก่อน หากข้อมูลรายเดือนมีการเผยแพร่ครบไตรมาสก็สามารถแปลงข้อมูลรายเดือนเป็นข้อมูลรายไตรมาสได้เลยด้วยการเฉลี่ยหรือบวกรวมแล้วแต่ลักษณะของข้อมูลนั้นๆ แต่สำหรับกรณีที่ข้อมูลรายเดือนไม่ครบไตรมาส เช่น กรณีมีเพียงเดือนเดียวของไตรมาส (เดือนมกราคม) ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนให้ครบไตรมาสนั้นๆ

งานศึกษานี้พิจารณา 8 ตัวแปรอธิบายรายเดือน พิจารณาแบบจำลอง ARMA($p$,$q$) ที่เหมาะสมด้วย BIC เป็นเกณฑ์ในการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (192 เดือน) โดยจะคงรูปแบบสมการ ARMA($p$,$q$) ที่ได้ นำไปพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ จากการทดสอบ Stationary ด้วยวิธี Augmented Dickey-Fuller test พบว่า ข้อมูลเป็น Stationary ที่ First-difference หรืออัตราการเปลี่ยนแปลงแบบเดือนต่อเดือน (MoM)

ค.2.1.1 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม

แบบจำลอง ARMA($p$,$q$) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม หรือ $\Delta ln(MPI_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(0,2)

$$\Delta ln(MPI_t) = \underset{(0.030)***}{0.1279}\ e_{t-1} \underset{(0.033)***}{-0.3866}\ e_{t-2} \qquad \text{(ค.5)}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม $\Delta ln(MPI_t)$ ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในอดีต เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ หากค่าผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม $(MPI_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.1279 และหากค่าผิดพลาดในสองช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-2})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม $(MPI_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.3866

ค.2.1.2 แบบจำลองรายเดือนของมูลค่าการส่งออก

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงมูลค่าการส่งออก หรือ $\Delta ln(EX_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,0)

$$\Delta ln(EX_t) = \underset{(0.070)***}{-0.2533}\ \Delta ln(EX_{t-1}) \qquad \text{(ค.6)}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงมูลค่าการส่งออก $\Delta ln(EX_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงมูลค่าการส่งออกในอดีต $\Delta ln(EX_{t-1})$ เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นคงที่ หากมูลค่าการส่งออกในอดีต $(EX_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้มูลค่าการส่งออก $(EX_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.2533

ค.2.1.3 แบบจำลองรายเดือนดัชนีชี้นำของจีน

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีชี้นำของจีน หรือ $\Delta ln(CHLEAD_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,2)

$$\Delta ln(CHLEAD_t) = \underset{(0.114)***}{-0.4412}\ \Delta ln(CHLEAD_{t-1}) \underset{(0.107)***}{+0.8348}\ e_{t-1} \underset{(0.063)***}{+0.5165}\ e_{t-2} \qquad \text{(ค.7)}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีชี้นำของจีน $\Delta ln(CHLEAD_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีชี้นำของจีนในอดีต $\Delta ln(CHLEAD_{t-1})$ และขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ และสองช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-2})$ เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ หากดัชนีชี้นำของจีนในอดีต $(CHLEAD_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ดัชนีชี้นำของจีน $(CHLEAD_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.4412, หากค่าผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ดัชนีชี้นำของจีน $(CHLEAD_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.8348 และหากค่าผิดพลาดในสองช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-2})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย ดัชนีชี้นำของจีน $(CHLEAD_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.5165

ค.2.1.4 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ หรือ $\Delta ln(BSI_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(0,1)

$$\Delta ln(BSI_t) = \underset{(0.487)***}{-0.2928}\ e_{t-1} \qquad \text{(ค.8)}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $\Delta ln(BSI_t)$ ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในอดีต หากค่าความผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะทำให้ดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ $(BSI_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้ามร้อยละ 0.2928

ค.2.1.5 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ หรือ $\Delta ln(USPM_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(1,0)

$$\Delta ln(USPM_t) = \underset{(0.055)***}{0.1529}\ \Delta ln(USPM_{t-1}) \qquad \text{(ค.9)}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ $\Delta ln(USPM_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯในอดีต $\Delta ln(USPM_{t-1})$ หากดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯในอดีต $(USPM_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ $(USPM_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.1529

ค.2.1.6 แบบจำลองรายเดือนของตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป หรือ $\Delta ln(EUES_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(2,0)

$$\Delta ln(EUES_t) = \underset{(0.060)***}{0.4287}\ \Delta ln(EUES_{t-1}) + \underset{(0.060)***}{0.2644}\ \Delta ln(EUES_{t-1}) \qquad \text{(ค.10)}$$

ข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $\Delta ln(EUES_t)$ ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลงตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรปในอดีต $\Delta ln(EUES_{t-1})$ และ $\Delta ln(EUES_{t-2})$ เมื่อกำหนดให้ปัจจัยอื่นๆคงที่ หากตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรปในช่วงเวลาที่แล้ว $(EUES_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $(EUES_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.4287 และ

หากตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรปในสองช่วงเวลาที่แล้ว $(EUES_{t-2})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้ตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจสหภาพยุโรป $(EUES_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.2644

ค.2.1.7 แบบจำลองรายเดือนของอัตราแลกเปลี่ยน บาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาท/ดอลลาร์สหรัฐฯ หรือ $\Delta ln(EXR_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(0,1)

$$\Delta ln(EXR_t) = \underset{(0.063)***}{0.4067}\ e_{t-1} \qquad \text{(ค.11)}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงของอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาท/ดอลลาร์สหรัฐฯ $\Delta ln(EXR_t)$ ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในอดีต หากค่าความผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะทำให้อัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาท/ดอลลาร์สหรัฐฯ $(EXR_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.4067

ค.2.1.8 แบบจำลองรายเดือนของดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง

แบบจำลอง ARMA(*p,q*) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง หรือ $\Delta ln(REER_t)$ คือแบบจำลอง ARMA(0,1)

$$\Delta ln(REER_t) = \underset{(0.046)***}{0.2366}\ e_{t-1} \qquad \text{(ค.12)}$$

อัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง $\Delta ln(REER_t)$ ขึ้นอยู่กับค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในอดีต หากค่าความผิดพลาดในช่วงเวลาที่แล้ว $(e_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย จะทำให้ดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง $(REER_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.2366

งานศึกษานี้จะยึดสมการที่ ค.5 ถึงสมการที่ ค.12 เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนที่ขาดหายในช่วงเวลาต่างๆ โดยจะคงรูปแบบสมการไม่เปลี่ยนแปลงตลอดช่วงเวลาทำการพยากรณ์ ซึ่งการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนแบ่งออกเป็น 4 กรณี ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 3.1 โดยเกิดจากข้อสมมติที่ว่า ทำการพยากรณ์ GDP ทุกๆสิ้นเดือน และเพิ่มกรณีที่ 0 ให้เป็นกรณีฐานสำหรับกรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสนั้นๆเลย ดังนั้นจากข้อสมมติทำการพยากรณ์ทุกๆสิ้นเดือน สามารถสรุปได้เป็น 4 กรณี ดังนี้

1. กรณีที่ 0 ไม่มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเลย ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนไปข้างหน้า 3 เดือน (Three-step ahead) เป็นกรณีฐานที่สร้างขึ้นมาเพื่อเปรียบเทียบ ซึ่งกรณีที่ 0 ไม่สอดคล้องกับข้อสมมติทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือนใดๆ

2. กรณีที่ 1 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเพียงเดือนเดียวในไตรมาส ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนไปข้างหน้า 2 เดือน (Two-step ahead) เกิดจากข้อสมมติว่าพยากรณ์ ณ สิ้นเดือน กุมภาพันธ์, พฤษภาคม, สิงหาคม และพฤศจิกายน

3. กรณีที่ 2 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนจำนวนสองเดือนในไตรมาส ต้องทำการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนไปข้างหน้า 1 เดือน (One-step ahead) เกิดจากข้อสมมติว่าทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือน มีนาคม, มิถุนายน, กันยายน และธันวาคม

4. กรณีที่ 3 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนครบไตรมาส เป็นกรณีที่ไม่ต้องทำการพยากรณ์ สามารถนำข้อมูลรายเดือนมาแปลงเป็นข้อมูลรายไตรมาสได้เลย ซึ่งเกิดจากข้อสมมติว่าทำการพยากรณ์ ณ สิ้นเดือน มกราคม, เมษายน, กรกฎาคม และตุลาคม

ตารางที่ ค.2

เปรียบเทียบค่า RMSE ในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือน

| | MPI | EX | CHLEAD | BSI | USPM | EUES | EXR | REER |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **กรณีที่ 0** | 0.0901 | 0.0501 | 0.0032 | 0.0850 | 0.0289 | 0.0121 | 0.0509 | 0.0145 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0582 | 0.0453 | 0.0020 | 0.0532 | 0.0223 | 0.0076 | 0.0409 | 0.0087 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0336 | 0.0332 | 0.0016 | 0.0447 | 0.0139 | 0.0031 | 0.0275 | 0.0052 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

ตารางที่ ค.2 แสดงการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ตัวแปรอธิบายรายเดือนของ 3 กรณี นั่นคือ กรณีที่ 0, 1, และ 2 เปรียบเทียบกับค่าจริง ข้อมูลจากตารางที่ ค.2 แสดงให้เห็นว่า เมื่อจำนวนข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเพิ่มขึ้น หรือการลดช่วงเวลาพยากรณ์ไปข้างหน้าลง จะช่วยลดค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์

ค.2.2 ผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP

ส่วนนี้จะแสดงผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge ทั้ง 4 แบบ ที่ได้จากการทำ Out-of-sample forecast และพยากรณ์หนึ่งไตรมาสข้างหน้า (One-step ahead) ในข้อมูลช่วงพยากรณ์ ตั้งแต่ไตรมาสที่หนึ่ง พ.ศ.2554 ถึงไตรมาสที่หนึ่ง พ.ศ.2558 โดยในแต่ละแบบจำลอง Bridge จะแบ่งออกได้เป็น 4 กรณี 1) กรณีที่ 0 ไม่มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเลย 2) กรณีที่ 1 มี

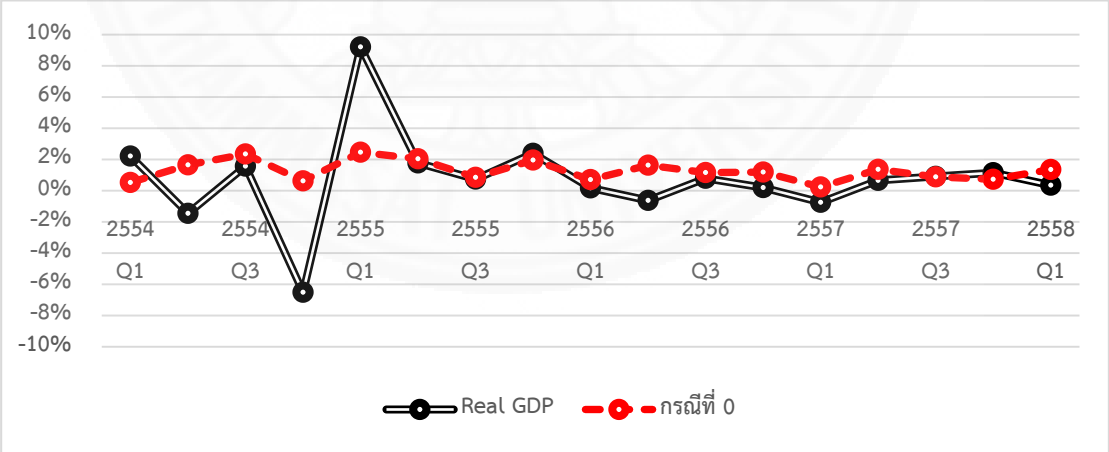
ข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนเพียงเดือนเดียวในไตรมาส 3) กรณีที่ 2 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนจำนวนสองเดือนในไตรมาส และ 4) กรณีที่ 3 มีข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือนครบไตรมาส

ค.2.2.1 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 1

ภาพที่ ค.1 ถึง ค.4 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง จากภาพที่ ค.1 พบว่าผลพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 0 ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงที่มีความผันผวนสูง ที่ค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5 เทียบกับไตรมาสก่อน และค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน ขณะที่แบบจำลอง Bridge แบบที่ 1 กรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ ค.2 ถึง ค.4 สามารถพยากรณ์ช่วงผันผวนได้ใกล้เคียง ที่พยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 8.0, 9.8 และ 8.0 ตามลำดับ และพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 เพิ่มขึ้นน้อยกว่าที่เกิดขึ้นจริง ที่เพิ่มขึ้นร้อยละ 5.8, 6.4 และ 6.9 ตามลำดับ

ภาพที่ ค.1

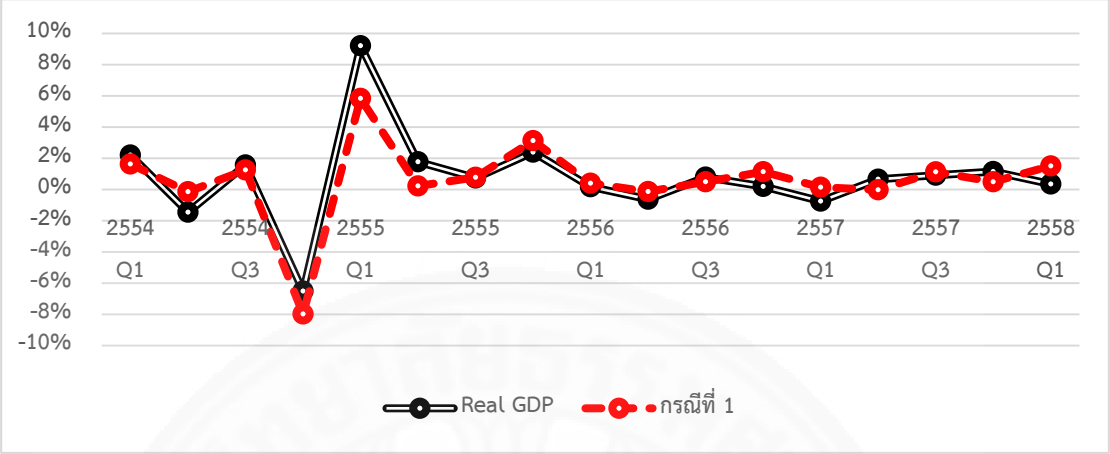
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.2

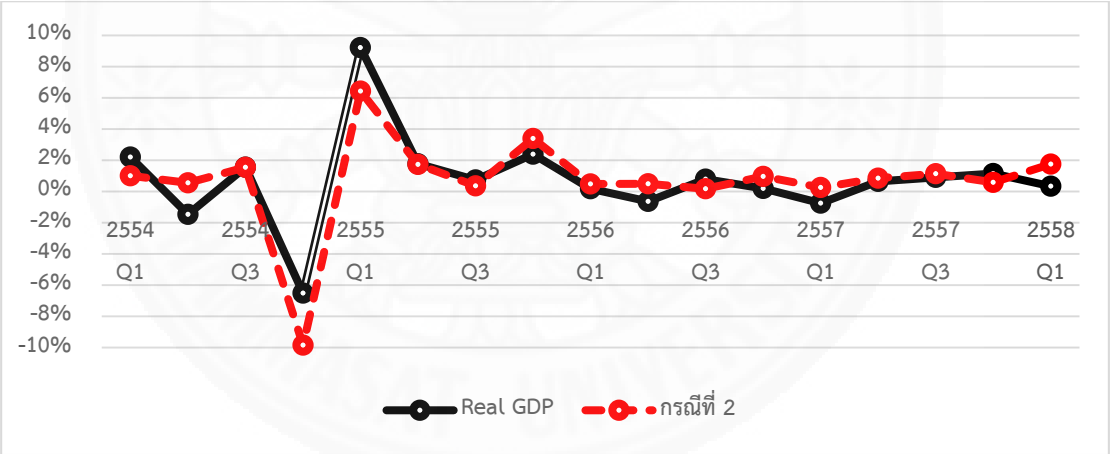
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 1




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.3

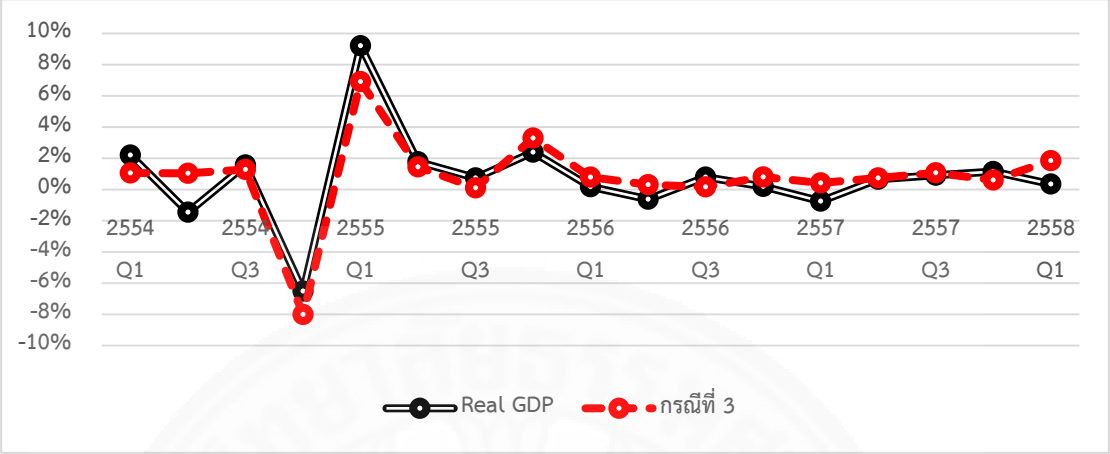
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.4

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 3



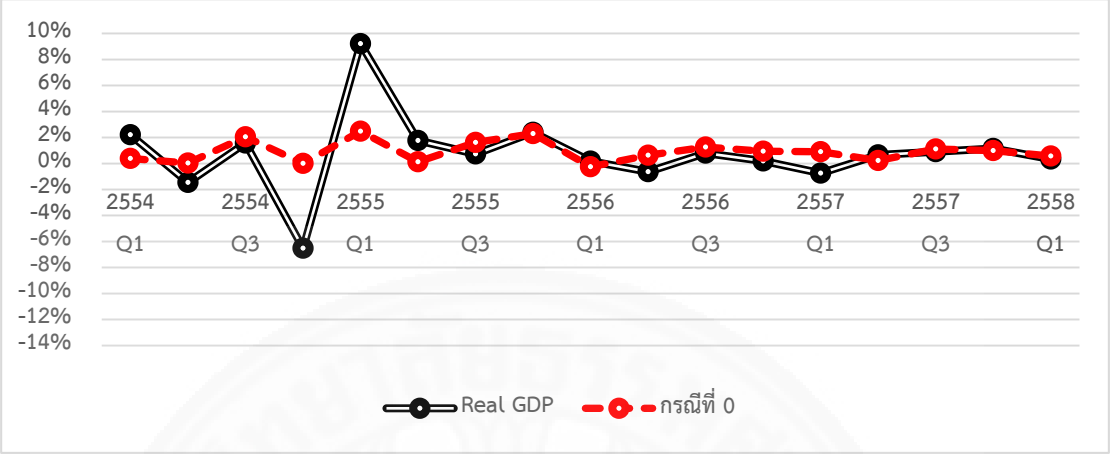

ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ค.2.2.2 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 2

ภาพที่ ค.5 ถึง ค.8 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง จากภาพที่ ค.5 พบว่าผลพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 0 ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงที่มีความผันผวนสูง ที่ค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5 เทียบกับไตรมาสก่อน และค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน ขณะที่แบบจำลอง Bridge แบบที่ 2 กรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ ค.6 ถึง ค.8 สามารถพยากรณ์ช่วงผันผวนได้ใกล้เคียง แต่ค่าพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงมากกว่าความเป็นจริง ที่ลดลงร้อยละ 9.1, 12.1 และ 10.4 ตามลำดับ และค่าพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ. 2555 เพิ่มขึ้นน้อยกว่าที่เกิดขึ้นจริง ที่เพิ่มขึ้นร้อยละ 5.6, 6.7 และ 6.9 ตามลำดับ

ภาพที่ ค.5

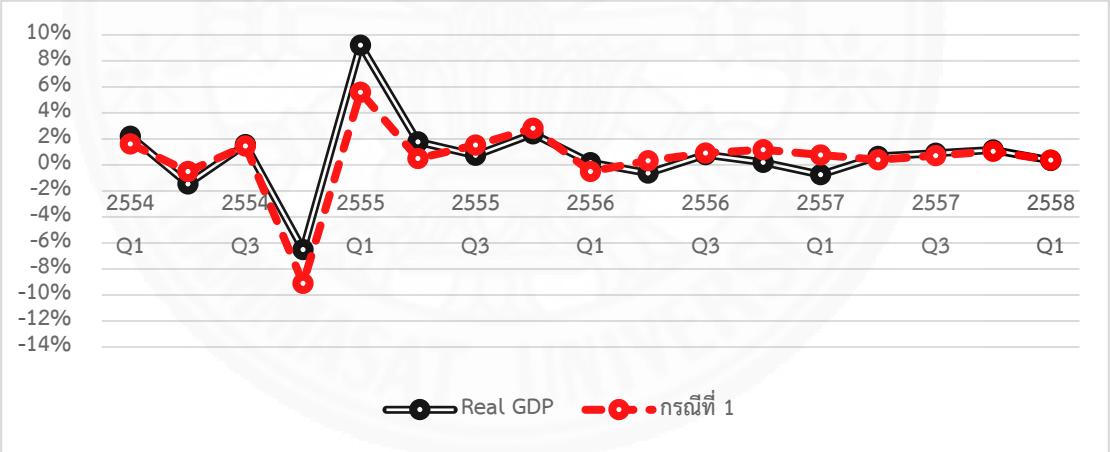
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.6

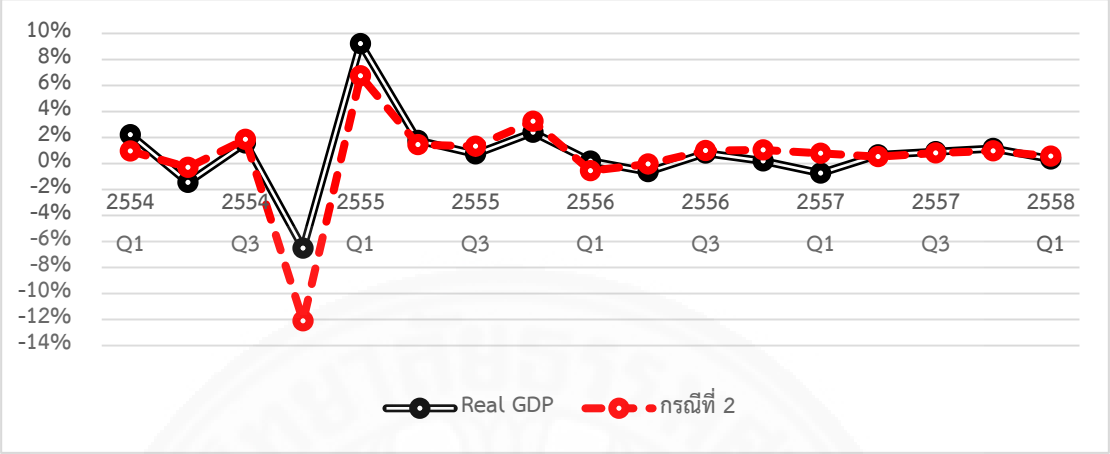
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 1




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.7

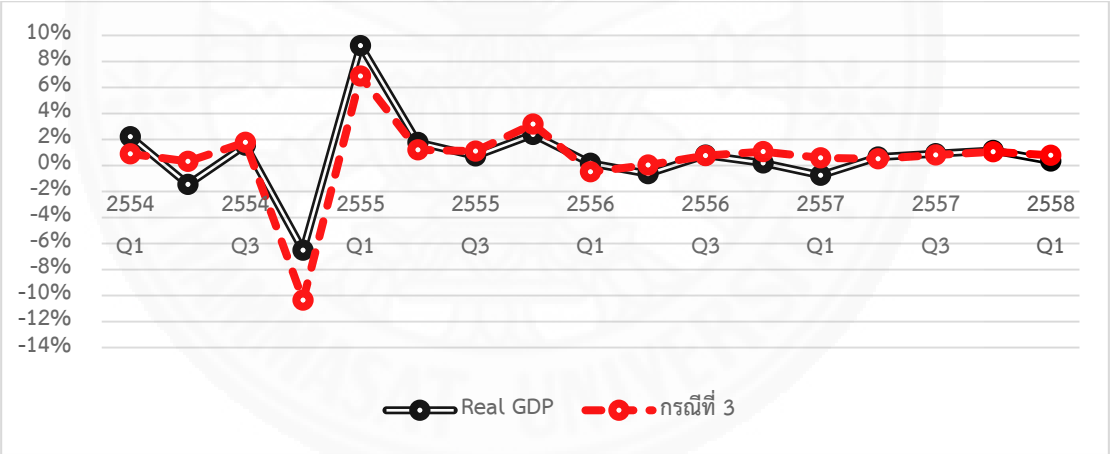
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.8

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 3




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

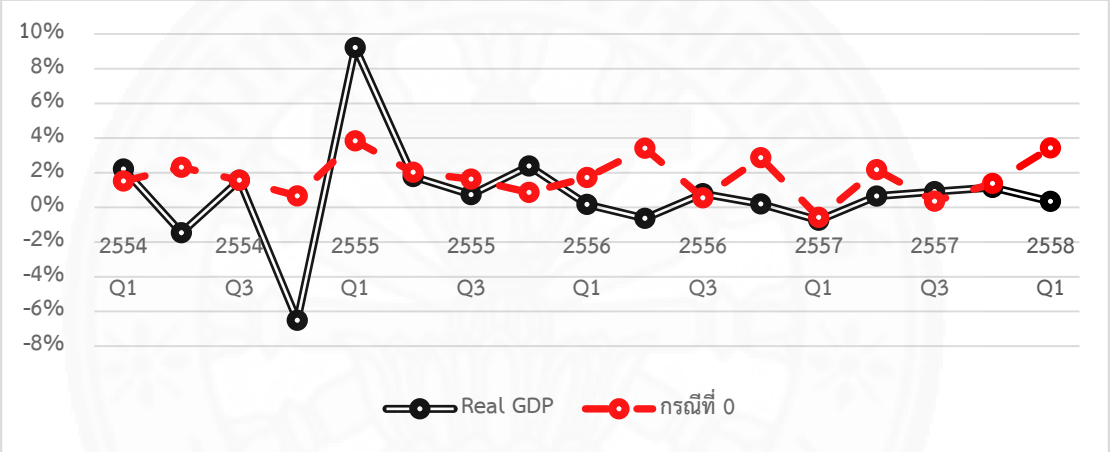
ค.2.2.3 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 3

ภาพที่ ค.9 ถึง ค.12 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง พบว่าในภาพรวมผลการพยากรณ์มีลักษณะผันผวน ถึงแม้ในบางเวลาจะมีผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าที่เกิดขึ้นจริง พิจารณา กรณีที่ 0 (ภาพที่ ค.9) พบว่าผลพยากรณ์ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงที่มีความผันผวนสูง ที่ค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5

เทียบกับไตรมาสก่อน และค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน ขณะที่ กรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ ค.10 ถึง ค.12 มีผลการพยากรณ์ไปในทิศทางเดียวกันกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงผันผวน มีลักษณะใกล้เคียงในกรณีไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 ที่พยากรณ์เพิ่มขึ้นประมาณร้อยละ 5.4, 6.0 และ 6.4 ตามลำดับ และสำหรับไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 พยากรณ์ลดลงประมาณร้อยละ 3.2, 3.0 และ 2.0 ตามลำดับ ซึ่งพยากรณ์ไปในทิศทางเดียวกันกับค่าจริง

ภาพที่ ค.9

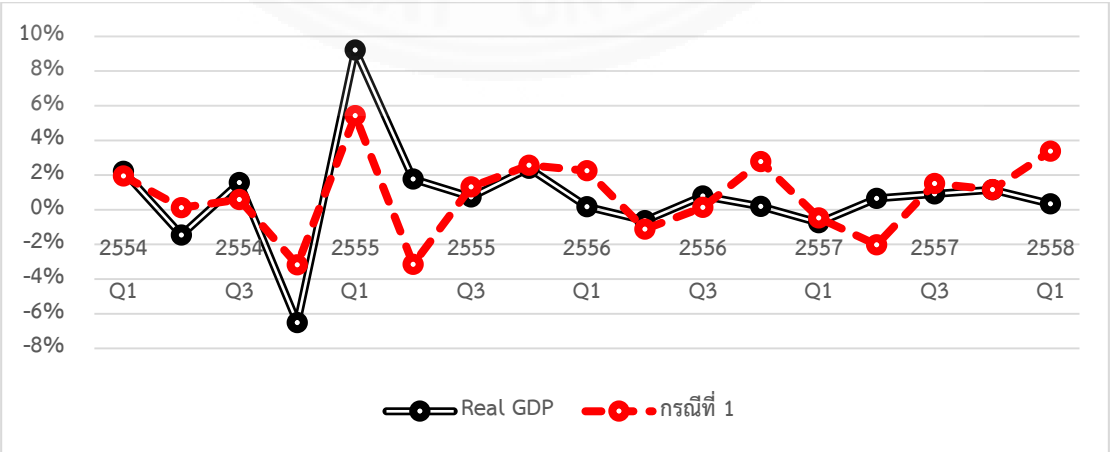
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.10

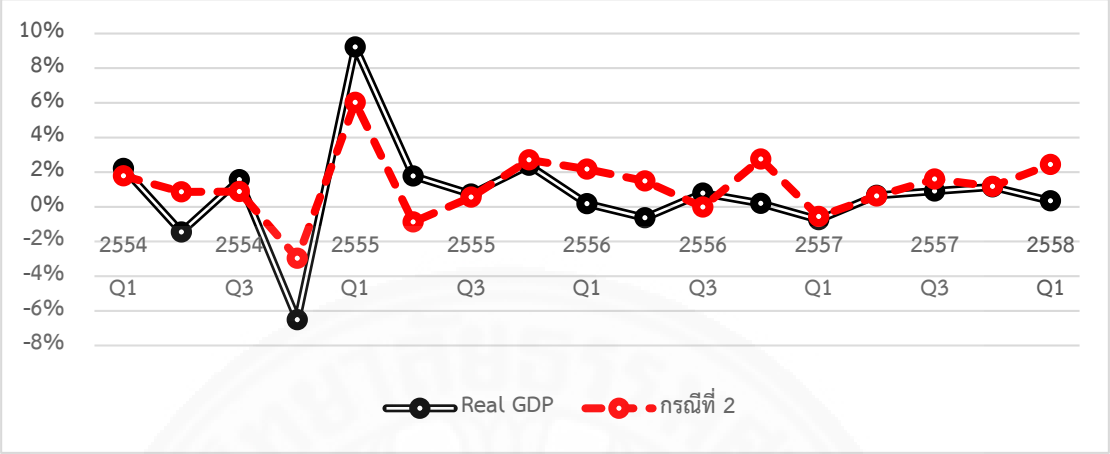
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 1




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.11

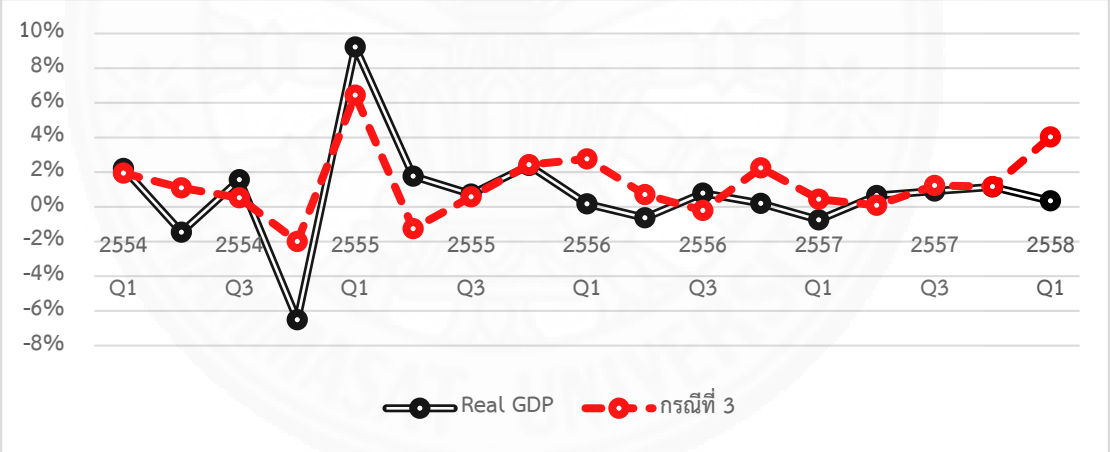
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.12

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 3




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

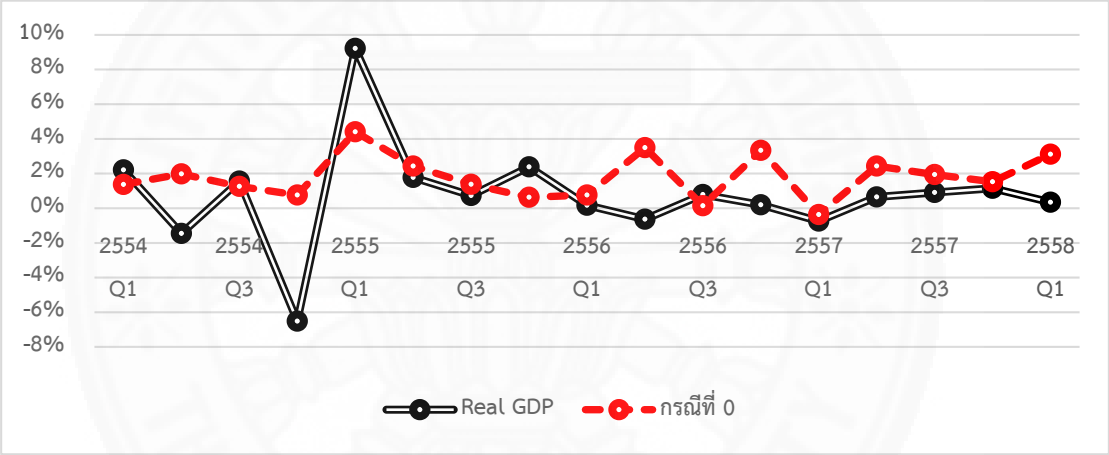
ค.2.2.4 ผลการพยากรณ์ แบบจำลอง Bridge 4

ภาพที่ ค.13 ถึง ค.16 แสดงผลการพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 0 1 2 และ 3 ตามลำดับ ซึ่งอยู่ในรูปของเส้นประ เปรียบเทียบกับเส้นทึบที่แสดงถึงอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP จริง พบว่าในภาพรวมผลการพยากรณ์มีลักษณะผันผวน ถึงแม้ในบางเวลาจะมีผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP พิจารณากรณีที่ 0 (ภาพที่ ค.13) พบว่าผลพยากรณ์ไม่ใกล้เคียงกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงที่มีความผันผวนสูง ที่อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 4

พ.ศ.2554 ลดลงร้อยละ 6.5 เทียบกับไตรมาสก่อน และอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 เพิ่มขึ้นร้อยละ 9.2 เทียบกับไตรมาสก่อน แต่สำหรับกรณีที่ 1, 2 และ 3 ตามภาพที่ ค.14 ถึง ค.16 พบว่าผลการพยากรณ์ไปในทิศทางเดียวกันกับค่าจริงของอัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ในช่วงผันผวน พิจารณาไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2555 พบว่า กรณีที่ 3 มีผลการพยากรณ์มีผลพยากรณ์ใกล้เคียงมากกว่ากรณีอื่น ที่พยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP เพิ่มขึ้นร้อยละ 7 ขณะที่ไตรมาสที่ 4 พ.ศ.2554 พบว่า กรณีที่ 1 ผลการพยากรณ์ใกล้เคียงมากกว่ากรณีอื่นที่อัตราการเปลี่ยนแปลง Real GDP ลดลงร้อยละ 2.8 ถือว่ามีทิศทางเดียวกันค่าจริงแต่ไม่ใกล้เคียง

ภาพที่ ค.13

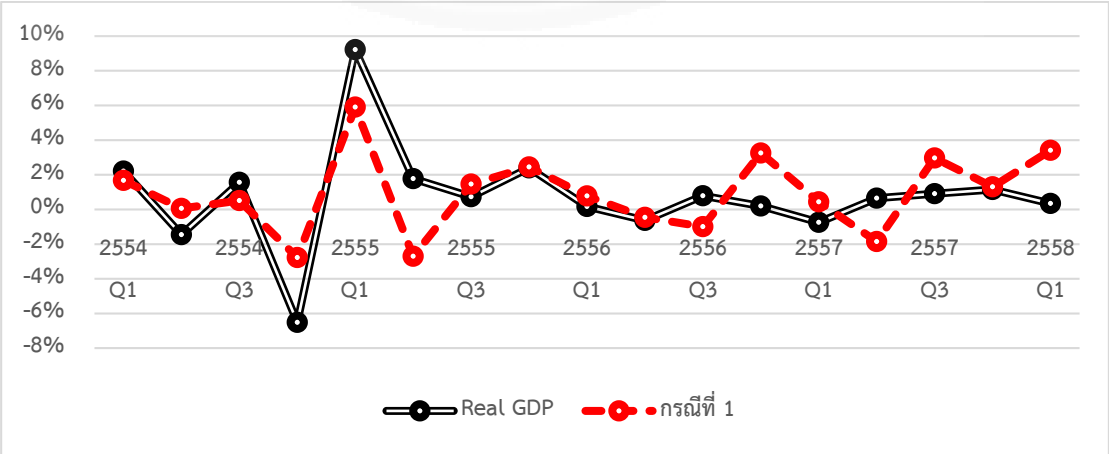
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 0




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.14

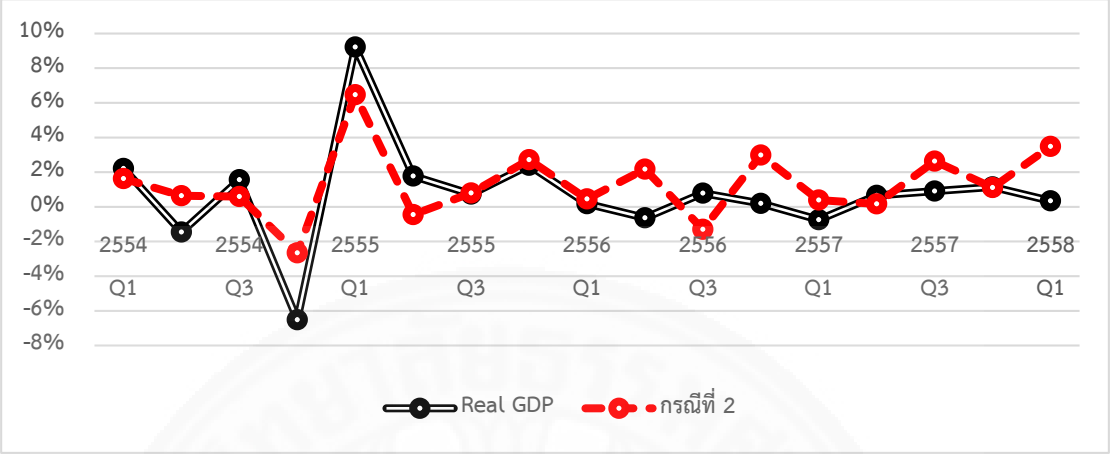
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 1




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.15

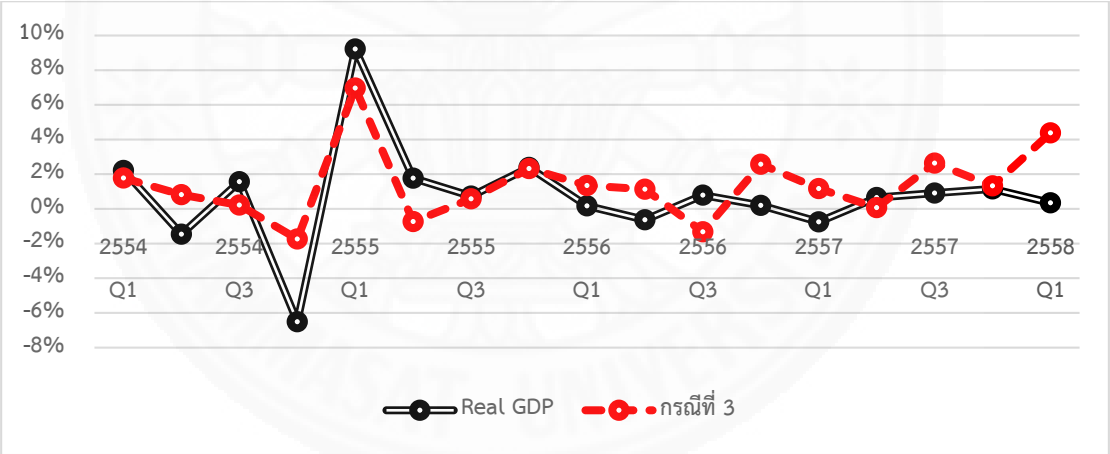
ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 2




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.16

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 4 กรณีที่ 3




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ค.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์

งานศึกษานี้ได้นำแบบจำลองอ้างอิงที่ประกอบด้วยแบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Random Walk (RW) มาใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์กับแบบจำลอง Bridge โดยแบ่งออกเป็นสองส่วน หัวข้อที่ ค.2.3.1 เริ่มจากการหาแบบจำลอง AR($p$) ที่เหมาะสมสำหรับช่วงข้อมูลในกลุ่มตัวอย่าง (In-sample) จากนั้นทำการ Out-of-sample forecast และแสดงผลการพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองอ้างอิง และหัวข้อที่ ค.2.3.2 ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลองอ้างอิง

ค.2.3.1 ผลการพยากรณ์แบบจำลองอ้างอิง

แบบจำลองอ้างอิงที่นำมาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพในพยากรณ์อัตราการเปลี่ยนแปลง GDP เทียบกับแบบจำลอง Bridge ประกอบด้วย แบบจำลอง Autoregressive (AR) และแบบจำลอง Random Walk (RW) โดยทั้งสองแบบจำลองอ้างอิงนี้จะไม่รวมตัวแปรอธิบายรายเดือนเข้ามาเกี่ยวข้องด้วย เป็นแบบจำลองที่ประมาณการเป็นรายไตรมาส พิจารณาเฉพาะข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลงของ GDP $(y_{t_q})$

1. แบบจำลอง Autoregressive (AR)

แบบจำลอง AR($p$) ที่เหมาะสมกับข้อมูลอัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ในชุดข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2557 (64 ไตรมาส หรือ 192 เดือน) โดยใช้ BIC เป็นเกณฑ์ พบว่า แบบจำลอง AR(1) เหมาะสมที่สุดที่ค่า BIC เท่ากับ -319.72 ซึ่งมีค่าน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับค่าล่าช้า $p$ อื่นๆ (AR(2) = -305.73, AR(3) = -302.11 และ AR(4) = -298.61)

$$\Delta ln(GDP_t) = \underset{(0.135)}{0.0675}\Delta ln(GDP_{t-1}) \qquad \text{(ค.14)}$$

สมการที่ (ค.14) สามารถอธิบายได้ว่า หากอัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ในช่วงเวลาที่แล้วหรือ $\Delta ln(GDP_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 จะทำให้อัตราการเปลี่ยนแปลง GDP $\Delta ln(GDP_t)$ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 0.0675

2. แบบจำลอง Random Walk (RW)

แบบจำลอง Random Walk (RW) เป็นแบบจำลองตายตัว อัตราการเปลี่ยน GDP ขึ้นอยู่กับอัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ในช่วงเวลาที่แล้ว โดยมีค่าสัมประสิทธิ์คงที่ที่เท่ากับ 1

$$\Delta ln(GDP_t) = \Delta ln(GDP_{t-1}) \qquad \text{(ค.15)}$$

สมการที่ (ค.15) สามารถอธิบายได้ว่า หากอัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ในช่วงเวลาที่แล้วหรือ $\Delta ln(GDP_{t-1})$ เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1 อัตราการเปลี่ยนแปลง GDP $\Delta ln(GDP_t)$ จะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันร้อยละ 1

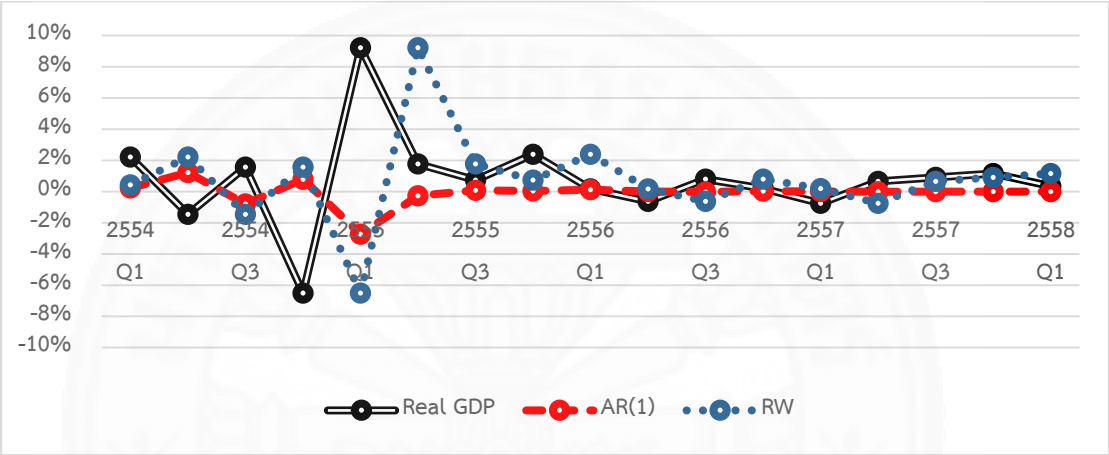
3. ผลพยากรณ์แบบจำลอง AR(1) และ RW

แบบจำลอง AR(1) มีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลอง RW เมื่อเทียบด้วยค่า RMSE ที่ 0.0368 และ 0.0490 ตามลำดับ ดังนั้นการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสม ถึงแม้จะไม่ใช่แบบจำลองที่ซับซ้อนมากนัก ก็สามารถช่วยลดความผิดพลาดในการพยากรณ์ลงได้

เมื่อพิจารณาจากภาพที่ ค.17 พบว่าผลการพยากรณ์ของแบบจำลองอ้างอิงมีลักษณะในทิศทางตรงกันข้ามกับค่าจริงในหลายครั้งด้วยกัน ยกตัวอย่างเช่น ผลการพยากรณ์ไตรมาสที่ 2 ปี พ.ศ. 2554 ของแบบจำลองอ้างอิงเป็นบวกเมื่อเทียบกับไตรมาสก่อนหน้า แต่จริงแล้วอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่า GDP ลดลง เป็นต้น

ภาพที่ ค.17

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง AR และ RW




ที่มา: สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติและจากการคำนวณของผู้ศึกษา

ค.2.3.2 เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลองอ้างอิง

ส่วนนี้จะเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลองอ้างอิง ได้แก่ แบบจำลอง AR(1) และ RW ด้วยค่า RMSE, ค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) ในช่วงไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2554 ถึงไตรมาสที่ 1 พ.ศ.2558 (17 ไตรมาส) และสุดท้ายทดสอบความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลอง RW ว่าต่างกันหรือไม่ด้วย Modified Diebold-Mariano test

(1) เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 1 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 1 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(1) และ RW ในทุกกรณี พิจารณาข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามาในเดือนแรกของไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ลดลงจากกรณีที่ 0 อย่างชัดเจน โดยเฉพาะในกรณีที่ 3 หรือกรณีที่มีข้อมูลรายเดือนครบไตรมาส เป็นกรณีที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด ที่ค่า RMSE เท่ากับ 0.0115 คิดเป็นร้อยละ 23 ของค่า RMSE แบบจำลอง RW

พิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่า แบบจำลองอ้างอิง มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่ แต่แบบจำลอง Bridge มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริง และมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับสูง มากสุดในกรณีที่ 3 ที่ 0.9173 โดยกรณีที่ 3 นี้ มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Over estimate) 7 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง (Under estimate) 10 ครั้ง ค่าสหสัมพันธ์กรณีที่ 1 และ 2 ไม่ต่างจากกรณีที่ 3 มากนัก

ตารางที่ ค.3

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 1 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| **แบบจำลอง** | **RMSE** | | **ค่าสหสัมพันธ์** | **พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง** | |
|---|---|---|---|---|---|
| | **ค่า** | **อัตราส่วน** | | **สูงกว่า** | **ต่ำกว่า** |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0265 | 0.5399 | 0.5366 | 8 | 9 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0116 | 0.2375 | 0.9169 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0136 | 0.2768 | 0.8956 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0115 | 0.2347 | 0.9173 | 7 | 10 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

(2) เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 2 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 2 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง AR(1) และ RW ในทุกกรณี พิจารณาข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาในเดือนแรกของไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ลดลงจากกรณีที่ 0 อย่างชัดเจน เช่นเดียวกับแบบจำลอง Bridge 1 และแบบจำลอง Bridge 2 กรณีที่ 1 หรือกรณีที่มีข้อมูลหนึ่งเดือนในไตรมาสเป็นกรณีที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด ที่ค่า RMSE น้อยสุดเท่ากับ 0.0129

พิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่า แบบจำลองอ้างอิง มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่เกิดขึ้น แต่แบบจำลอง Bridge มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริง และมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับสูง ในกรณีที่ 1, 2 และ 3 มากสุดในกรณีที่ 3 ที่ 0.9092 โดยกรณีที่ 3 นี้ มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Over estimate) 6 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง (Under estimate) 11 ครั้ง ซึ่งค่าสหสัมพันธ์กรณีที่ 1 และ 2 ไม่แตกต่างจากกรณีที่ 3 มากนัก

ตารางที่ ค.4

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 2 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| แบบจำลอง | RMSE | | ค่าสหสัมพันธ์ | พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง | |
|---|---|---|---|---|---|
| | ค่า | อัตราส่วน | | สูงกว่า | ต่ำกว่า |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0246 | 0.5016 | 0.6326 | 6 | 11 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0129 | 0.2632 | 0.8991 | 6 | 11 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0164 | 0.3346 | 0.8921 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0133 | 0.2707 | 0.9092 | 6 | 11 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

(3) เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 3 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 3 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิงในทุกกรณี ทั้งแบบจำลอง RW และ AR(1) ซึ่งแบบจำลอง Bridge 3 นี้จะแตกต่างออกไป เนื่องจากข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามาในไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ที่ได้ลดลงจากกรณีที่ 0 แต่ไม่ได้ลดลงอย่างชัดเจนเหมือนกับที่เกิดขึ้นในแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 และสำหรับแบบจำลอง Bridge 3 กรณีที่ 2 จะเป็นกรณีที่มีประสิทธิภาพมากสุด

พิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่าแบบจำลองอ้างอิง มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่เกิดขึ้น แตกต่างจากแบบจำลอง Bridge 3 ที่มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริง และมีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลางถึงสูง มากสุดในกรณีที่ 2 ที่ 0.8081 โดยที่กรณีที่ 2 นี้ มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Over estimate) 6 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง (Under estimate) 11 ครั้ง

ตารางที่ ค.5

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 3 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| แบบจำลอง | RMSE | | ค่าสหสัมพันธ์ | พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง | |
|---|---|---|---|---|---|
| | ค่า | อัตราส่วน | | สูงกว่า | ต่ำกว่า |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0283 | 0.5782 | 0.3896 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0220 | 0.4482 | 0.6576 | 8 | 9 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0182 | 0.3716 | 0.8081 | 6 | 11 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0209 | 0.4259 | 0.7176 | 6 | 11 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

4. เปรียบเทียบแบบจำลอง Bridge 4 กับแบบจำลองอ้างอิง

เมื่อเปรียบเทียบด้วยค่า RMSE พบว่าแบบจำลอง Bridge 4 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิงในทุกกรณี ทั้งแบบจำลอง RW และ AR(1) ซึ่งแบบจำลอง Bridge 4 นี้จะคล้ายกับแบบจำลอง Bridge 3 เนื่องจาก เนื่องจากข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามาในไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ที่ได้ ลดลงจากกรณีที่ 0 แต่ไม่ได้ลดลงอย่างชัดเจนเหมือนกับที่เกิดขึ้นในแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 ซึ่งกรณีที่ 2 เป็นกรณีที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด

พิจารณาทิศทางของผลพยากรณ์ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) พบว่าแบบจำลองอ้างอิง มีทิศทางในการพยากรณ์ตรงข้ามกับค่าจริงที่เกิดขึ้น แตกต่างจากแบบจำลอง Bridge 4 ที่มีทิศทางในการพยากรณ์ไปในทางเดียวกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในทุกกรณี (0, 1, 2 และ 3) แต่มีค่าสหสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลาง มากสุดในกรณีที่ 2 ที่ 0.7467 โดยที่กรณีที่ 2 นี้ มีการพยากรณ์มากกว่าค่าจริง (Over estimate) 6 ครั้ง และพยากรณ์ต่ำกว่าค่าจริง (Under estimate) 11 ครั้ง

ตารางที่ ค.6

แสดงค่า RMSE และทิศทาง ของแบบจำลอง Bridge 4 เทียบแบบจำลองอ้างอิง

| แบบจำลอง | RMSE | | สหสัมพันธ์ | พยากรณ์ สูง/ต่ำ กว่าค่าจริง | |
|---|---|---|---|---|---|
| | ค่า | อัตราส่วน | | สูงกว่า | ต่ำกว่า |
| **RW** | 0.0490 | 1 | -0.4508 | 5 | 12 |
| **AR(1)** | 0.0365 | 0.7451 | -0.8474 | 0 | 17 |
| **กรณีที่ 0** | 0.0279 | 0.5693 | 0.4405 | 8 | 9 |
| **กรณีที่ 1** | 0.0222 | 0.4522 | 0.6528 | 7 | 10 |
| **กรณีที่ 2** | 0.0199 | 0.4068 | 0.7467 | 6 | 11 |
| **กรณีที่ 3** | 0.0216 | 0.4404 | 0.6973 | 5 | 12 |

ที่มา: จากการคำนวณโดยผู้ศึกษา

5. ทดสอบ Modified Diebold-Mariano test

ตารางที่ ค.7 แสดงค่า P-value ของแบบทดสอบ Modified Diebold-Mariano test ภายใต้สมมติฐานหลักที่ว่า ความสามารถในการพยากรณ์ของสองแบบจำลอง Bridge กับแบบจำลอง RW ไม่ต่างกัน โดยจากการทดสอบพบว่าความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 และ 2 ในภาพรวมแตกต่างกันกับแบบจำลอง RW ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 85 ซึ่งในการทดสอบดังกล่าวมีข้อจำกัดของจำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบน้อยจึงส่งผลกระทบต่อผลการทดสอบ

ตารางที่ ค.7

ผลทดสอบ Modified Diebold-Mariano test

| | กรณีที่ 0 | กรณีที่ 1 | กรณีที่ 2 | กรณีที่ 3 |
|---|---|---|---|---|
| **แบบจำลอง Bridge 1** | 0.1867 | 0.1372 | 0.1497 | 0.1469 |
| **แบบจำลอง Bridge 2** | 0.1626 | 0.1388 | 0.1636 | 0.1505 |
| **แบบจำลอง Bridge 3** | 0.2541 | 0.1967 | 0.1733 | 0.1986 |
| **แบบจำลอง Bridge 4** | 0.2586 | 0.2055 | 0.1936 | 0.2116 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**ค.3 วิเคราะห์ผลที่ได้จากการศึกษา**

แสดงการเปรียบเทียบค่า RMSE ของแบบจำลองต่างๆ ในตารางที่ ค.8 ประกอบกับภาพที่ ค.18 พบว่าแบบจำลอง Bridge มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองอ้างอิง (AR และ RW) ในทุกกรณี โดยเปรียบเทียบจากค่า RMSE ที่ต่ำกว่า พิจารณาในภาพรวม พบว่าเมื่อมีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเพิ่มมากขึ้น (จากกรณีที่ 0 ไปจนถึงกรณีที่ 3) ค่า RMSE ที่ได้จากแบบจำลอง Bridge มีแนวโน้มลดลง (มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากขึ้น) แต่ไม่ได้เกิดขึ้นในทุกกรณี และแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 3 มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด

พิจารณาแบบจำลอง Bridge 1 เมื่อมีข้อมูลรายเดือนที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาในไตรมาส (กรณีที่ 1) ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์อย่างมากเมื่อเทียบกับกรณีไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย (กรณีที่ 0) ที่ค่า RMSE ลดลงจาก 0.0265 เป็น 0.0116 เช่นเดียวกับแบบจำลอง Bridge 2 ที่ค่า RMSE ลดลงจาก 0.0246 เป็น 0.0129 ในขณะที่ลักษณะของแบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 จะแตกต่างออกไป นั่นคือ เมื่อมีข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาหนึ่งเดือนของไตรมาส (กรณีที่ 1) ค่า RMSE ลดลงจากกรณีที่ 0 แต่ไม่ลดลงอย่างชัดเจนเหมือนที่เกิดขึ้นกับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2

ตารางที่ ค.8

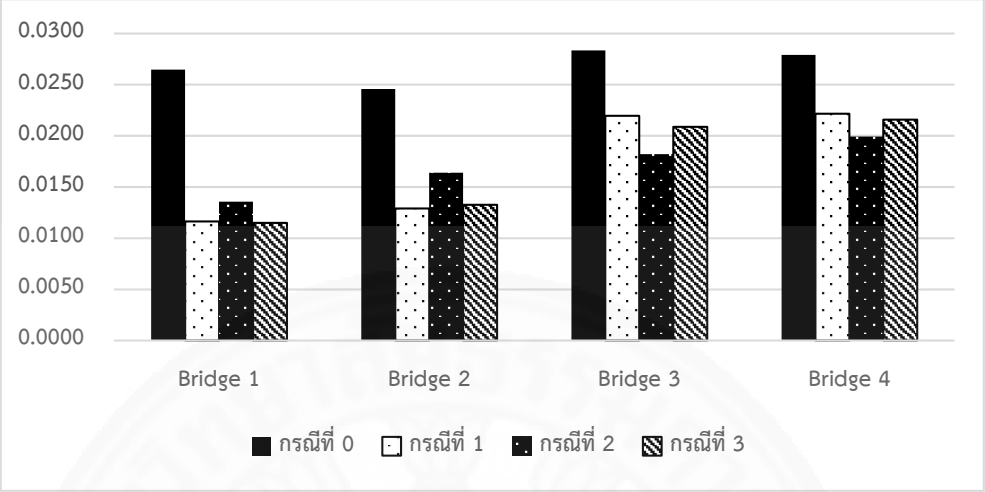
เปรียบเทียบค่า RMSE จากแบบจำลองต่างๆ

| | **กรณีที่ 0** | **กรณีที่ 1** | **กรณีที่ 2** | **กรณีที่ 3** |
|---|---|---|---|---|
| **แบบจำลอง RW** | 0.0490 | | | |
| **แบบจำลอง AR(1)** | 0.0365 | | | |
| **แบบจำลอง Bridge 1** | 0.0265 | 0.0116 | 0.0136 | 0.0115 |
| **แบบจำลอง Bridge 2** | 0.0246 | 0.0129 | 0.0164 | 0.0133 |
| **แบบจำลอง Bridge 3** | 0.0283 | 0.0220 | 0.0182 | 0.0209 |
| **แบบจำลอง Bridge 4** | 0.0279 | 0.0222 | 0.0199 | 0.0216 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.18

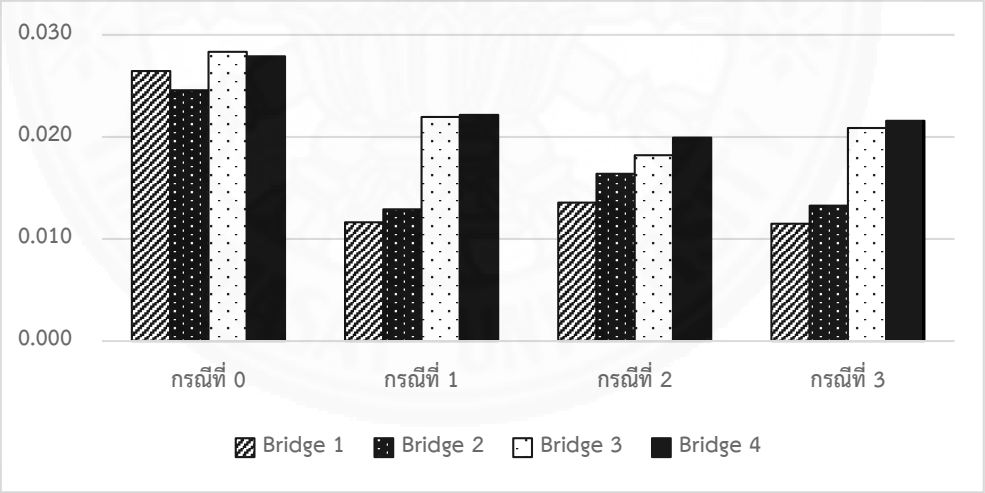
เปรียบเทียบค่า RMSE จากแบบจำลอง Bridge




ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ ค.19

เปรียบเทียบค่า RMSE จากกรณีต่างๆของแบบจำลอง Bridge




ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

พิจารณาภาพที่ ค.19 ประกอบกับตารางที่ ค.8 แสดงให้เห็นว่าค่า RMSE ที่ได้จากกรณีที่ 0 หรือกรณีที่ไม่มีข้อมูลรายเดือนในไตรมาสเลย มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ไม่แตกต่างจากแบบจำลอง AR(1) มากนัก ที่ค่า RMSE โดยเฉลี่ย 0.0268 เทียบกับค่า RMSE จาก AR(1) ที่ 0.0365 โดยในกรณีที่ 0 นี้ แบบจำลอง Bridge 2 จะเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด ต่อไปพิจารณากรณีที่ 1 ซึ่งเป็นกรณีที่มีข้อมูลรายเดือนเพิ่มเข้ามาหนึ่งเดือนของไตรมาส พบว่า ข้อมูล

รายเดือนที่เพิ่มเข้ามา ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 โดยทำให้ค่า RMSE ที่ได้จากแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 ต่ำกว่าแบบจำลอง AR(1) และต่ำกว่าแบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 แต่ความแตกต่างที่เกิดขึ้นในกรณีที่ 1 ระหว่างแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 เทียบกับ Bridge 3 และ Bridge 4 มีแนวโน้มลดลงเมื่อมีข้อมูลรายเดือนมากขึ้นในกรณีที่ 2 และ 3 แต่อย่างไรก็ตาม พิจารณาภาพรวม แบบจำลอง Bridge 1 เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากสุด รองลงมาเป็นแบบจำลอง Bridge 2 จากนั้นเป็นแบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 ตามลำดับ

ความแตกต่างระหว่างแบบจำลอง Bridge 1 Bridge 2 และ Bridge 3 Bridge 4 เกิดขึ้นจากโครงสร้างสมการ หรือตัวแปรอธิบายในแบบจำลอง Bridge นั้นๆ โดยแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 จะประกอบด้วยข้อมูล Hard data หรือข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริงเป็นส่วนใหญ่ ขณะที่แบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 จะประกอบด้วยข้อมูล Soft data หรือข้อมูลจากการสอบถามความคิดเห็น ซึ่งสอดคล้องกับงานศึกษาในอดีต Barhoumi et al. (2012) และ Diron (2008) ที่ว่าข้อมูล Hard data ถึงแม้จะช่วยให้พยากรณ์ GDP แม่นยำ เป็นข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกันกับข้อมูล GDP ในระดับสูง (Correlations)[2] แต่ข้อมูล Hard data มีความผันผวน และยากในการพยากรณ์ เมื่อเทียบกับข้อมูล Soft data หรือ Financial data ด้วยความยากในการพยากรณ์ของข้อมูล Hard data ดังกล่าวจึงทำให้ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการพยากรณ์ข้อมูลรายเดือนส่งผ่านมาแบบจำลอง Bridge และส่งต่อไปยังผลการพยากรณ์

และเมื่อพิจารณาทิศทางของผลการพยากรณ์เปรียบเทียบกับอัตราการเปลี่ยนแปลง GDP ที่เกิดขึ้นจริง ด้วยค่าสหสัมพันธ์ (Correlations) ดังแสดงในตารางที่ ค.9 พบว่าแบบจำลองอ้างอิงจะมีค่าสหสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามกับค่าจริง ในขณะที่แบบจำลอง Bridge จะมีค่าสหสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกันกับค่าจริง พิจารณากรณีที่ 0 ของแบบจำลอง Bridge พบว่าค่าสหสัมพันธ์ที่ไปในทิศทางเดียวกับค่าจริงดังกล่าวอยู่ในระดับปานกลาง ประมาณ 0.40 ถึง 0.60 โดยที่แบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 จะอยู่ในระดับที่สูงกว่า แต่เมื่อพิจารณากรณีที่ 1, 2 และ 3 ค่าสหสัมพันธ์ของแบบจำลอง Bridge 1 และ Bridge 2 ถือว่าอยู่ในระดับสูง ประมาณ 0.89 ขณะที่ค่าสหสัมพันธ์ของแบบจำลอง Bridge 3 และ Bridge 4 จะอยู่ในระดับปานกลางค่อนไปทางสูง ประมาณ 0.65 ถึง 0.80 ค่าสหสัมพันธ์ที่ได้จากงานศึกษาชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของข้อมูลรายเดือนที่เพิ่มเข้ามาโดยเฉพาะข้อมูลสะท้อนเศรษฐกิจที่แท้จริง (Hard data) ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง Bridge 1 กรณีที่ 3 มีค่าสหสัมพันธ์มากที่สุดและไปในทิศทางเดียวกันกับอัตราการเปลี่ยนแปลง GDP

[2] ดังแสดงค่าสหสัมพันธ์ของข้อมูลในตารางที่ 3.3

ตารางที่ ค.9

เปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์ จากแบบจำลองต่างๆ

| | **กรณีที่ 0** | **กรณีที่ 1** | **กรณีที่ 2** | **กรณีที่ 3** |
|---|---|---|---|---|
| **แบบจำลอง RW** | -0.4508 | | | |
| **แบบจำลอง AR** | -0.8474 | | | |
| **แบบจำลอง Bridge 1** | 0.5366 | 0.9169 | 0.8956 | 0.9173 |
| **แบบจำลอง Bridge 2** | 0.6326 | 0.8991 | 0.8921 | 0.9092 |
| **แบบจำลอง Bridge 3** | 0.3896 | 0.6576 | 0.8081 | 0.7176 |
| **แบบจำลอง Bridge 4** | 0.4405 | 0.6528 | 0.7467 | 0.6973 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**ภาคผนวก ง**

# แบบจำลอง Bridge และแบบจำลอง Autoregressive

## ง.1 แบบจำลอง Bridge 1

ภาพที่ ง.1 แสดงรายละเอียดของแบบจำลอง Bridge 1 ที่ได้จากการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติด้วยโปรแกรม GROCER ซึ่งการประมาณการในช่วงข้อมูล เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส หรือ 144 เดือน) ที่รายงานผลด้วยโปรแกรม STATA

ภาพที่ ง.1

ผลประมาณการแบบจำลอง Bridge 1

| Source | SS | df | MS | | Number of obs = | 45 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | F( 11, 34) = | 22.10 |
| Model | .010652432 | 11 | .000968403 | | Prob > F = | 0.0000 |
| Residual | .001489934 | 34 | .000043822 | | R-squared = | 0.8773 |
| | | | | | Adj R-squared = | 0.8376 |
| Total | .012142366 | 45 | .00026983 | | Root MSE = | .00662 |

| gdp | Coef. | Std. Err. | t | P>\|t\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| gdp | | | | | | |
| L1. | -.2298992 | .1228031 | -1.87 | 0.070 | -.4794651 | .0196666 |
| L3. | -.1859219 | .1064923 | -1.75 | 0.090 | -.4023402 | .0304965 |
| mpi | | | | | | |
| --. | .2021786 | .0350133 | 5.77 | 0.000 | .1310229 | .2733342 |
| L1. | .0870503 | .0445793 | 1.95 | 0.059 | -.0035457 | .1776464 |
| L3. | .105122 | .0440383 | 2.39 | 0.023 | .0156253 | .1946187 |
| uspm | | | | | | |
| L3. | -.057528 | .0209049 | -2.75 | 0.009 | -.1000118 | -.0150441 |
| eues | | | | | | |
| --. | .0005701 | .0001783 | 3.20 | 0.003 | .0002078 | .0009325 |
| L2. | -.0004791 | .0001716 | -2.79 | 0.009 | -.0008278 | -.0001303 |
| exr | | | | | | |
| L2. | -.1008865 | .0341386 | -2.96 | 0.006 | -.1702645 | -.0315085 |
| L3. | .1081731 | .0274448 | 3.94 | 0.000 | .0523986 | .1639477 |
| reer | | | | | | |
| L2. | -.1583646 | .054509 | -2.91 | 0.006 | -.2691402 | -.0475889 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**ง.2 แบบจำลอง Bridge 2**

ภาพที่ ง.2 แสดงรายละเอียดของแบบจำลอง Bridge 2 ที่ได้จากการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติด้วยโปรแกรม GROCER ซึ่งการประมาณการในช่วงข้อมูล เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส หรือ 144 เดือน) ที่รายงานผลด้วยโปรแกรม STATA

ภาพที่ ง.2

ผลประมาณการแบบจำลอง Bridge 2

| Source | SS | df | MS | | Number of obs = | 45 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | F( 7, 37) = | 9.96 |
| Model | .004568007 | 7 | .000652572 | | Prob > F = | 0.0000 |
| Residual | .002424631 | 37 | .000065531 | | R-squared = | 0.6533 |
| | | | | | Adj R-squared = | 0.5877 |
| Total | .006992639 | 44 | .000158924 | | Root MSE = | .0081 |

| gdp | Coef. | Std. Err. | t | P>\|t\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| gdp | | | | | | |
| L3. | -.2147052 | .1331381 | -1.61 | 0.115 | -.4844686 | .0550582 |
| mpi | | | | | | |
| --. | .2525406 | .038312 | 6.59 | 0.000 | .1749132 | .3301681 |
| L1. | .091185 | .0528461 | 1.73 | 0.093 | -.0158914 | .1982614 |
| L3. | .0744751 | .0504525 | 1.48 | 0.148 | -.0277513 | .1767015 |
| ex | | | | | | |
| L3. | -.0532016 | .0312733 | -1.70 | 0.097 | -.1165674 | .0101641 |
| chlead | | | | | | |
| L2. | -.2934008 | .1800725 | -1.63 | 0.112 | -.6582623 | .0714608 |
| L3. | .2133756 | .1424173 | 1.50 | 0.143 | -.0751892 | .5019405 |
| _cons | .0069983 | .0020096 | 3.48 | 0.001 | .0029266 | .01107 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**ง.3 แบบจำลอง Bridge 3**

ภาพที่ ค.3 แสดงรายละเอียดของแบบจำลอง Bridge 3 ที่ได้จากการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติด้วยโปรแกรม GROCER ซึ่งการประมาณการในช่วงข้อมูล เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส หรือ 144 เดือน) ที่รายงานผลด้วยโปรแกรม STATA

ภาพที่ ง.3

ผลประมาณการแบบจำลอง Bridge 3

| Source | SS | df | MS | | Number of obs = | 45 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | F( 7, 37) = | 8.91 |
| Model | .004388234 | 7 | .000626891 | | Prob > F = | 0.0000 |
| Residual | .002604405 | 37 | .000070389 | | R-squared = | 0.6276 |
| | | | | | Adj R-squared = | 0.5571 |
| Total | .006992639 | 44 | .000158924 | | Root MSE = | .00839 |

| gdp | Coef. | Std. Err. | t | P>\|t\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| bsi | .0011831 | .000474 | 2.50 | 0.017 | .0002226 | .0021436 |
| uspm | | | | | | |
| L3. | -.0487138 | .0248776 | -1.96 | 0.058 | -.0991206 | .001693 |
| eues | | | | | | |
| --. | .0009064 | .0002432 | 3.73 | 0.001 | .0004137 | .0013991 |
| L2. | -.0017727 | .0005109 | -3.47 | 0.001 | -.0028078 | -.0007375 |
| L3. | .0010292 | .0004195 | 2.45 | 0.019 | .0001792 | .0018792 |
| exr | | | | | | |
| L2. | -.0881217 | .0360768 | -2.44 | 0.019 | -.1612203 | -.0150231 |
| L3. | .0910165 | .0291781 | 3.12 | 0.004 | .031896 | .1501369 |
| _cons | -.060826 | .0267146 | -2.28 | 0.029 | -.1149548 | -.0066971 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**ง.4 แบบจำลอง Bridge 4**

ภาพที่ ง.4 แสดงรายละเอียดของแบบจำลอง Bridge 4 ที่ได้จากการเลือกตัวแปรอธิบายอัตโนมัติด้วยโปรแกรม GROCER ซึ่งการประมาณการในช่วงข้อมูล เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส หรือ 144 เดือน) ที่รายงานผลด้วยโปรแกรม STATA

ภาพที่ ง.4

ผลประมาณการแบบจำลอง Bridge 4

| Source | SS | df | MS | | Number of obs = | 46 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | F( 5, 41) = | 18.75 |
| Model | .009247904 | 5 | .001849581 | | Prob > F = | 0.0000 |
| Residual | .004043626 | 41 | .000098625 | | R-squared = | 0.6958 |
| | | | | | Adj R-squared = | 0.6587 |
| Total | .013291529 | 46 | .000288946 | | Root MSE = | .00993 |

| gdp | Coef. | Std. Err. | t | P>\|t\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| bsi | | | | | | |
| --. | .0015218 | .0008375 | 1.82 | 0.077 | -.0001696 | .0032131 |
| L1. | -.0012975 | .000879 | -1.48 | 0.148 | -.0030727 | .0004778 |
| eues | | | | | | |
| --. | .0012016 | .0005698 | 2.11 | 0.041 | .0000508 | .0023524 |
| L1. | -.000889 | .0009509 | -0.93 | 0.355 | -.0028094 | .0010314 |
| L2. | -.0003061 | .0004821 | -0.63 | 0.529 | -.0012798 | .0006675 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

## ง.5 แบบจำลอง Autoregressive

ภาพที่ ง.5 แสดงรายละเอียดของแบบจำลอง Autoregressive ที่เหมาะสมสำหรับการประมาณการในช่วงข้อมูล เดือนมกราคม พ.ศ.2542 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.2553 (48 ไตรมาส หรือ 144 เดือน) โดยใช้ BIC เป็นเกณฑ์ในการเลือกค่าล่าช้า $p$ พบว่าแบบจำลอง AR(1) เหมาะสมที่สุด เนื่องจากค่า BIC น้อยที่สุด ดังแสดงในตารางที่ ง.1

ภาพที่ ง.5

ผลประมาณการแบบจำลอง Autoregressive

```
ARIMA regression

Sample:  1999q1 - 2010q4                        Number of obs      =        48
                                                Wald chi2(1)       =     21.01
Log likelihood =  137.1333                      Prob > chi2        =    0.0000
```

| gdp | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ar L1. | .5448845 | .1188687 | 4.58 | 0.000 | .3119062 | .7778629 |
| /sigma | .0138489 | .0015004 | 9.23 | 0.000 | .0109081 | .0167896 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ตารางที่ ง.1

เปรียบเทียบค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง Autoregressive ณ ค่าล่าช้าต่างๆ

| **แบบจำลอง** | **ค่า BIC** |
|---|---|
| AR(1) | -264.6777** |
| AR(2) | -262.0189 |
| AR(3) | -258.1534 |
| AR(4) | -256.4256 |
| AR(5) | -254.322 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**ภาคผนวก จ**

# แบบจำลอง ARMA สำหรับตัวแปรอธิบายรายเดือน

## จ.1 ทดสอบ Stationary ด้วย Augmented Dickey-Fuller test

ทดสอบความเป็น Stationary ของข้อมูลตัวแปรอธิบายรายเดือน ด้วยแบบทดสอบ Augmented Dickey-Fuller test ที่สมมติฐานหลักคือข้อมูลไม่เป็น Stationary ซึ่งผลการทดสอบแสดงในตารางที่ จ.1 พบว่าข้อมูล Stationary เมื่อทำ First difference (หมายเหตุ: โปรแกรม R ที่ใช้ในการทดสอบแสดงผลค่า P-value ที่ 0.01 ซึ่งค่า P-value ที่ได้จริง น้อยกว่าที่แสดง)

ตารางที่ จ.1

แสดงผลการทดสอบ Stationary

| ข้อมูล | ค่า DF test | P-value | ข้อมูล | ค่า DF test | P-value |
|---|---|---|---|---|---|
| **Δln(MPI)** | -8.0967 | 0.01 | **Δln(USPM)** | -5.1977 | 0.01 |
| **Δln(EX)** | -5.0440 | 0.01 | **Δln(EUES)** | -4.8554 | 0.01 |
| **Δln(CHLEAD)** | -5.9149 | 0.01 | **Δln(EXR)** | -4.9543 | 0.01 |
| **Δln(BSI)** | -6.2048 | 0.01 | **Δln(REER)** | -6.0466 | 0.01 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**จ.2 แบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูลดัชนีผลผลิตอุตสาหกรรม Δln(MPI)**

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล Δln(MPI) คือ ARMA(0,1) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -619.03 ดังแสดงในตารางที่ จ.2 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.1

ตารางที่ จ.2

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(MPI)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| **ARMA(0,1)** | -619.03** | **ARMA(1,2)** | -611.62 | **ARMA(2,3)** | -610.67 |
| **ARMA(0,2)** | -615.35 | **ARMA(1,3)** | -615.83 | **ARMA(3,0)** | -616.25 |
| **ARMA(0,3)** | -616.70 | **ARMA(1,4)** | -610.91 | **ARMA(3,1)** | -616.01 |
| **ARMA(0,4)** | -615.33 | **ARMA(2,0)** | -613.04 | **ARMA(3,2)** | -611.13 |
| **ARMA(1,0)** | -618.28 | **ARMA(2,1)** | Inf | **ARMA(4,0)** | -614.37 |
| **ARMA(1,1)** | -613.31 | **ARMA(2,2)** | -615.42 | **ARMA(4,1)** | -610.73 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.1

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(MPI)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m1 - 2010m12                       Number of obs      =       144
                                                Wald chi2(1)       =      0.07
Log likelihood =   315.553                      Prob > chi2        =    0.7881
```

| mpi | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ma L1. | -.0207937 | .0773599 | -0.27 | 0.788 | -.1724162 | .1308289 |
| /sigma | .0270443 | .000982 | 27.54 | 0.000 | .0251195 | .028969 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

## จ.3 แบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูลมูลค่าการส่งออก Δln(EX)

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล Δln(EX) คือ ARMA(3,0) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -441.05 ดังแสดงในตารางที่ จ.3 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.2

ตารางที่ จ.3

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(EX)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| **ARMA(0,1)** | -436.85 | **ARMA(1,2)** | -435.65 | **ARMA(2,3)** | -426.65 |
| **ARMA(0,2)** | -438.04 | **ARMA(1,3)** | -432.63 | **ARMA(3,0)** | -441.05** |
| **ARMA(0,3)** | -437.07 | **ARMA(1,4)** | -427.67 | **ARMA(3,1)** | -436.46 |
| **ARMA(0,4)** | -432.81 | **ARMA(2,0)** | -432.01 | **ARMA(3,2)** | -431.51 |
| **ARMA(1,0)** | -437.78 | **ARMA(2,1)** | Inf | **ARMA(4,0)** | -436.21 |
| **ARMA(1,1)** | -432.85 | **ARMA(2,2)** | -429.79 | **ARMA(4,1)** | -431.36 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.2

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(EX)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m1 - 2010m12                       Number of obs      =       144
                                                Wald chi2(3)       =     21.59
Log likelihood =  230.3493                      Prob > chi2        =    0.0001
```

| ex | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ar | | | | | | |
| L1. | -.287776 | .0871242 | -3.30 | 0.001 | -.4585362 | -.1170158 |
| L2. | .0727812 | .0922341 | 0.79 | 0.430 | -.1079944 | .2535567 |
| L3. | .2835774 | .0727036 | 3.90 | 0.000 | .141081 | .4260738 |
| /sigma | .0488158 | .0025384 | 19.23 | 0.000 | .0438407 | .0537909 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**จ.4 แบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูลดัชนีชี้นำของจีน Δln(CHLEAD)**

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล Δln(CHLEAD) คือ ARMA(1,2) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -1202.66 ดังแสดงในตารางที่ จ.4 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.3

ตารางที่ จ.4

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(CHLEAD)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| **ARMA(0,1)** | -1133.42 | **ARMA(1,2)** | -1202.66** | **ARMA(2,3)** | Inf |
| **ARMA(0,2)** | -1162.70 | **ARMA(1,3)** | -1199.58 | **ARMA(3,0)** | -1164.97 |
| **ARMA(0,3)** | -1162.00 | **ARMA(1,4)** | -1195.14 | **ARMA(3,1)** | -1162.00 |
| **ARMA(0,4)** | -1158.98 | **ARMA(2,0)** | -1155.68 | **ARMA(3,2)** | Inf |
| **ARMA(1,0)** | -1156.56 | **ARMA(2,1)** | -1156.83 | **ARMA(4,0)** | -1167.92 |
| **ARMA(1,1)** | -1151.65 | **ARMA(2,2)** | -1193.48 | **ARMA(4,1)** | -1163.27 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.3

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(CHLEAD)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m1 - 2010m12                       Number of obs      =       144
                                                Wald chi2(3)       =     95.78
Log likelihood =  569.5198                      Prob > chi2        =    0.0000

------------------------------------------------------------------------------
             |                 OPG
      chlead |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
ARMA         |
          ar |
         L1. |  -.4992227   .1227288    -4.07   0.000    -.7397667   -.2586786
             |
          ma |
         L1. |   .9082173   .1137087     7.99   0.000     .6853524    1.131082
         L2. |   .5521037   .0742216     7.44   0.000     .4066321    .6975753
-------------+----------------------------------------------------------------
       /sigma |    .004625   .0002367    19.54   0.000     .0041611    .0050888
------------------------------------------------------------------------------
```

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

## จ.5 แบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูลดัชนีความเชื่อมั่นทางธุรกิจ ∆ln(BSI)

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล ∆ln(BSI) คือ ARMA(1,0) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -502.43 ดังแสดงในตารางที่ จ.5 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.4

ตารางที่ จ.5

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล ∆ln(BSI)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| ARMA(0,1) | -501.48 | ARMA(1,2) | -495.13 | ARMA(2,3) | -485.42 |
| ARMA(0,2) | -500.36 | ARMA(1,3) | -491.40 | ARMA(3,0) | -498.03 |
| ARMA(0,3) | -496.49 | ARMA(1,4) | -486.43 | ARMA(3,1) | -494.28 |
| ARMA(0,4) | -491.63 | ARMA(2,0) | -496.47 | ARMA(3,2) | -494.25 |
| ARMA(1,0) | -502.43** | ARMA(2,1) | -492.28 | ARMA(4,0) | -496.29 |
| ARMA(1,1) | -497.47 | ARMA(2,2) | -489.83 | ARMA(4,1) | -491.38 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.4

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล ∆ln(BSI)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m3 - 2010m12                       Number of obs      =       142
                                                Wald chi2(1)       =     21.72
Log likelihood =  252.2226                      Prob > chi2        =    0.0000
```

| bsi | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ar L1. | -.3073434 | .0659508 | -4.66 | 0.000 | -.4366046 | -.1780822 |
| /sigma | .0409451 | .0016672 | 24.56 | 0.000 | .0376774 | .0442129 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

## จ.6 แบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูลดัชนีผู้จัดการฝ่ายจัดซื้อของสหรัฐฯ Δln(USPM)

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล Δln(USPM) คือ ARMA(1,0) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -540.93 ดังแสดงในตารางที่ จ.6 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.5

ตารางที่ จ.6

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(USPM)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| **ARMA(0,1)** | -539.71 | **ARMA(1,2)** | -536.43 | **ARMA(2,3)** | -527.02 |
| **ARMA(0,2)** | -538.77 | **ARMA(1,3)** | -532.22 | **ARMA(3,0)** | -534.87 |
| **ARMA(0,3)** | -537.92 | **ARMA(1,4)** | -527.36 | **ARMA(3,1)** | -530.78 |
| **ARMA(0,4)** | -532.95 | **ARMA(2,0)** | -539.28 | **ARMA(3,2)** | -525.81 |
| **ARMA(1,0)** | -540.93** | **ARMA(2,1)** | -535.07 | **ARMA(4,0)** | -530.58 |
| **ARMA(1,1)** | -540.03 | **ARMA(2,2)** | -530.84 | **ARMA(4,1)** | -526.79 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.5

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(USPM)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m1 - 2010m12                       Number of obs      =       144
                                                Wald chi2(1)       =     13.55
Log likelihood =  273.5277                      Prob > chi2        =    0.0002
```

| uspm | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ar L1. | .2317634 | .0629625 | 3.68 | 0.000 | .1083591 | .3551677 |
| /sigma | .0362031 | .0017309 | 20.92 | 0.000 | .0328106 | .0395957 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

**จ.7 แบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูลตัวชี้ความเชื่อมั่นทางเศรษฐกิจยุโรป Δln(EUES)**

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล Δln(EUES) คือ ARMA(1,2) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -766.94 ดังแสดงในตารางที่ จ.7 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.6

ตารางที่ จ.7

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(EUES)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| **ARMA(0,1)** | -731.54 | **ARMA(1,2)** | -766.94** | **ARMA(2,3)** | -760.28 |
| **ARMA(0,2)** | -745.92 | **ARMA(1,3)** | -766.29 | **ARMA(3,0)** | -761.12 |
| **ARMA(0,3)** | -761.59 | **ARMA(1,4)** | -761.32 | **ARMA(3,1)** | -759.38 |
| **ARMA(0,4)** | -763.52 | **ARMA(2,0)** | -766.20 | **ARMA(3,2)** | -758.08 |
| **ARMA(1,0)** | -758.23 | **ARMA(2,1)** | -761.36 | **ARMA(4,0)** | -762.96 |
| **ARMA(1,1)** | -763.99 | **ARMA(2,2)** | -763.89 | **ARMA(4,1)** | -759.31 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.6

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(EUES)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m1 - 2010m12                       Number of obs      =       144
                                                Wald chi2(3)       =    322.52
Log likelihood =  393.7184                      Prob > chi2        =    0.0000
```

| eues | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ar | | | | | | |
| L1. | .7372875 | .0633404 | 11.64 | 0.000 | .6131427 | .8614324 |
| ma | | | | | | |
| L1. | -.3859874 | .0820348 | -4.71 | 0.000 | -.5467727 | -.2252021 |
| L2. | .2944619 | .0743092 | 3.96 | 0.000 | .1488186 | .4401052 |
| /sigma | .0156726 | .0006376 | 24.58 | 0.000 | .0144229 | .0169224 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

## จ.8 แบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนในรูปบาท/ดอลลาร์สหรัฐฯ Δln(EXR)

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล Δln(EXR) คือ ARMA(0,1) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -810.26 ดังแสดงในตารางที่ จ.8 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.7

ตารางที่ จ.8

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(EXR)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| **ARMA(0,1)** | -809.37 | **ARMA(1,2)** | -800.67 | **ARMA(2,3)** | Inf |
| **ARMA(0,2)** | -805.60 | **ARMA(1,3)** | -795.77 | **ARMA(3,0)** | -799.03 |
| **ARMA(0,3)** | -801.27 | **ARMA(1,4)** | -791.67 | **ARMA(3,1)** | -794.27 |
| **ARMA(0,4)** | -796.50 | **ARMA(2,0)** | -804.97 | **ARMA(3,2)** | Inf |
| **ARMA(1,0)** | -810.26** | **ARMA(2,1)** | -800.00 | **ARMA(4,0)** | -795.17 |
| **ARMA(1,1)** | -805.60 | **ARMA(2,2)** | -795.15 | **ARMA(4,1)** | -790.37 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.7

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(EXR)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m1 - 2010m12                       Number of obs      =       144
                                                Wald chi2(1)       =     33.61
Log likelihood =    410.59                      Prob > chi2        =    0.0000
```

| exr | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ar L1. | .3909161 | .0674292 | 5.80 | 0.000 | .2587573 | .5230748 |
| /sigma | .0139704 | .0008293 | 16.85 | 0.000 | .0123449 | .0155958 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

## จ.9 แบบจำลอง ARMA สำหรับดัชนีค่าเงินบาทที่แท้จริง Δln(REER)

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล Δln(REER) คือ ARMA(0,1) มีค่า BIC ต่ำสุดที่ -859.09 ดังแสดงในตารางที่ จ.9 จากนั้นแสดงผลการประมาณในภาพที่ จ.8

ตารางที่ จ.9

ค่า BIC ที่ได้จากแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(REER)

| แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC | แบบจำลอง | ค่า BIC |
|---|---|---|---|---|---|
| **ARMA(0,1)** | -859.09** | **ARMA(1,2)** | -848.28 | **ARMA(2,3)** | Inf |
| **ARMA(0,2)** | -854.27 | **ARMA(1,3)** | -844.47 | **ARMA(3,0)** | -849.66 |
| **ARMA(0,3)** | -849.40 | **ARMA(1,4)** | -841.65 | **ARMA(3,1)** | -846.09 |
| **ARMA(0,4)** | -847.37 | **ARMA(2,0)** | -853.25 | **ARMA(3,2)** | -841.21 |
| **ARMA(1,0)** | -855.67 | **ARMA(2,1)** | -849.58 | **ARMA(4,0)** | -848.02 |
| **ARMA(1,1)** | -853.23 | **ARMA(2,2)** | -844.72 | **ARMA(4,1)** | -843.71 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

ภาพที่ จ.8

ผลประมาณการแบบจำลอง ARMA สำหรับข้อมูล Δln(REER)

```
ARIMA regression

Sample:  1999m1 - 2010m12                       Number of obs      =       144
                                                Wald chi2(1)       =     40.32
Log likelihood =  435.9529                      Prob > chi2        =    0.0000
```

| reer | Coef. | OPG Std. Err. | z | P>\|z\| | [95% Conf. | Interval] |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA | | | | | | |
| ma L1. | .3847911 | .0605954 | 6.35 | 0.000 | .2660263 | .5035559 |
| /sigma | .0117143 | .0005642 | 20.76 | 0.000 | .0106084 | .0128202 |

ที่มา: จากการคำนวณของผู้ศึกษา

# ประวัติผู้เขียน

| | |
|---|---|
| ชื่อ | นาย จิรวัฒน์ ภู่งาม |
| วันเดือนปีเกิด | 27 พฤษภาคม พ.ศ.2533 |
| ตำแหน่ง | นักวิจัย สถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศไทย |
| ประสบการณ์ทำงาน | กันยายน 2558 – ปัจจุบัน: นักวิจัย ฝ่ายวิจัยแผนงานเศรษฐกิจรายสาขา (SEP) สถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศไทย (TDRI)<br>พฤศจิกายน 2557 – กันยายน 2558: ผู้ช่วยดำเนินงานสมาชิกสภาปฏิรูปแห่งชาติ สำนักงานเลขาธิการสภาผู้แทนราษฎร<br>กันยายน 2555 – ตุลาคม 2557: ผู้ช่วยนักวิจัย คณะเศรษฐศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ |